UNIVERSIDADE FEDERAL DE ITAJUBÁ

PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM
ENGENHARIA DE PRODUÇÃO

Carlos Henrique de Oliveira

Otimização robusta multivariada no fresamento de topo do aço inoxidável duplex UNS S32205

Itajubá, 14 de dezembro de 2022

UNIVERSIDADE FEDERAL DE ITAJUBÁ

PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM
ENGENHARIA DE PRODUÇÃO

Carlos Henrique de Oliveira

Otimização robusta multivariada no fresamento de topo do aço inoxidável duplex UNS S32205

Tese submetida ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção como parte dos requisitos para a obtenção do título de **Doutor em Ciências em Engenharia de Produção**.

Área de Concentração: Modelagem, Otimização e Controle
Orientadores: Prof. João Roberto Ferreira, Dr.
Prof. Tarcísio Gonçalves de Brito, Dr.

Itajubá, 14 de dezembro de 2022

UNIVERSIDADE FEDERAL DE ITAJUBÁ

PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM
ENGENHARIA DE PRODUÇÃO

Carlos Henrique de Oliveira

Otimização robusta multivariada no fresamento de topo do aço inoxidável duplex UNS S32205

Banca Examinadora:
Prof. Dr. João Roberto Ferreira (Orientador)
Prof. Dr. Tarcísio Gonçalves de Brito (Co-orientador)
Prof. Dr. Anderson Paulo de Paiva (UNIFEI)
Prof. Dr. Paulo Henrique da Silva Campos (UNIFEI)
Prof. Dr. Messias Borges Silva (USP)
Prof. Dr. Manoel Cleber de Sampaio Alves (UNESP)

Itajubá, 14 de dezembro de 2022

AGRADECIMENTOS

Primeiramente, gostaria de agradecer a Deus pelo dom da vida e por ter me dado condições e capacidade para realizar este trabalho.

À minha mãe, Dircea, pelo apoio dado durante toda a minha formação educacional.

À minha esposa, Cecília Aparecida Ribeiro de Oliveira, pelo amor e incentivo constante.

À minha filha, um presente de Deus, Maria Eduarda Ribeiro de Oliveira, fonte de inspiração e motivação para chegar até aqui.

À minha irmã, Ana Alice, pelas palavras de incentivo constantes ao longo destes últimos anos.

À minha sogra, Maria da Glória; minha cunhada Amanda e meu concunhado Rodrigo, pelo apoio em todo o período dedicado ao doutorado.

Aos professores, João Roberto Ferreira e Tarcísio Gonçalves de Brito, pelas orientações e contribuições; principalmente nos momentos mais difíceis, durante o período de doutoramento.

Aos professores, Anderson Paulo de Paiva, Paulo Henrique da Silva Campos, Messias Borges Silva e Manoel Cleber de Sampaio Alves, por aceitarem o convite para serem avaliadores deste trabalho.

A todos os professores do Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção da UNIFEI; especialmente àqueles que contribuíram em minha formação nas disciplinas realizadas durante o doutorado: Prof. Dr. Anderson Paulo de Paiva, Prof. Dr. Carlos Eduardo Sanches; Prof. Dr. Carlos Henrique Pereira Mello; Prof. Dr. Fabiano Leal; Prof. Dr. João Batista Turrioni e Prof. Dr. João Roberto Ferreira. Agradeço, ainda, aos ex-coordenadores do Programa, Prof. Dr. Rafael Coradi Leme e Prof. Dr. Renato da Silva Lima.

Aos professores da UNIFEI, Campus Itabira, especialmente aos do Instituto de Engenharias Integradas (IEI), que apoiaram e aprovaram o meu afastamento, permitindo a dedicação integral para

o desenvolvimento do doutorado. Agradeço, em especial, aos professores Ana Carolina Oliveira Santos, Emerson José de Paiva, Haroldo Lhou Hasegawa, Henrique Duarte Carvalho, Marcio Dimas Ramos (*in memoriam*), Rafael Balbino Cardoso, Tábata Fernandes Pereira, Vitor Guilherme Carneiro Figueiredo e Yuri Clements Daglia Calil, pelo suporte e incentivo durante o desenvolvimento deste trabalho.

Aos professores da eterna sala 306, Aurélio Luiz Magalhães Coelho, Claudio Ernani Martins Oliveira, Ericsson Marquiere Reis Silva, Glauber Zerbini Costal, Jalmir Pinheiro de Souza (*in memoriam*), Rafael Emílio Lopes, Renan Kozan, Viviany Geraldo de Morais e Waner Wodson Aparecido Gonçalves Silva.

Ao amigo Lucas Guedes de Oliveira pela ajuda, colaboração e parcerias durante o período em que participamos juntos do Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção da Universidade Federal de Itajubá-MG.

Ao técnico Claudemiro Luz Teodoro, do Laboratório em Metalurgia e Materiais da UNIFEI, pelo suporte e ajuda sempre que precisei.

Aos técnicos Emerson Barsottini e José Veríssimo Ribeiro de Toledo, do Laboratório de Manufatura e Automação do Instituto de Engenharia de Produção e Gestão da Universidade Federal de Itajubá - UNIFEI, pela ajuda, atenção e colaboração na execução dos experimentos de fresamento realizados para este trabalho.

Aos colegas de pós-graduação, Aline; Franco; Gustavo e Max, pela convivência, apoio e amizade.

Às empresas RCS e GNS, pela usinagem do suporte de fixação e dos corpos de provas utilizados nos experimentos e para o desgaste da ferramenta.

A todos que, de alguma maneira, contribuíram para a realização deste trabalho.

RESUMO

O aço inoxidável duplex pertence a uma classe de materiais com baixa usinabilidade por apresentar alta taxa de encruamento; baixa condutividade térmica e alta ductilidade, o que representa um grande desafio na fabricação de componentes, principalmente no processo de fresamento de topo. A otimização é uma alternativa viável para determinar os melhores parâmetros do processo e obter maiores valores de produtividade com sustentabilidade e qualidade. A presença de variáveis de ruído é um complicador adicional durante a usinagem desse material. Sua presença provoca um aumento de variabilidade durante o processo, porém, seu efeito pode ser atenuado ao se empregar métodos de modelagem robusta. Esta tese tem como objetivo apresentar a otimização robusta multivariada no fresamento de topo do aço inoxidável duplex UNS S32205. Os ensaios foram realizados seguindo um planejamento composto central combinando as variáveis de entrada (velocidade de corte, avanço por dente, largura fresada e profundidade de corte) e as variáveis de ruído (desgaste do flanco da ferramenta, vazão de fluido e comprimento em balanço). Foi aplicado o conceito de projeto parâmetro robusto, metodologia de superfície de resposta, análise fatorial, a otimização do erro quadrático médio multivariado para fatores robustos e o método da interseção normal à fronteira. A combinação de todas essas metodologias deu origem ao método EQMMFR-NBI. Como resultado da análise fatorial, as variáveis de resposta foram agrupadas em 3 variáveis latentes, sendo a primeira referente às rugosidades R_a, R_q, R_t e R_z (indicador de qualidade); a segunda ao consumo de energia elétrica e emissão de CO_2 (indicador de sustentabilidade) e a terceira à taxa de remoção de material (indicador de produtividade). A otimização robusta multivariada foi realizada considerando os indicadores de sustentabilidade e produtividade, enquanto o de qualidade foi usado como restrição ao problema de otimização não linear. Ao aplicar o método EQMMFR-NBI, soluções ótimas de Pareto foram obtidas e uma fronteira equiespaçada foi construída. Os ensaios de confirmação foram realizados utilizando o arranjo L9 de Taguchi. Os resultados mostraram que os *setups* ótimos encontrados foram capazes de neutralizar a influência das variáveis de ruído nas variáveis de resposta, comprovando uma boa adequação da proposta e da aplicação do método.

Palavras-chave: Erro Quadrático Médio Multivariado, Método da Interseção Normal à Fronteira, Análise Fatorial, Fresamento de topo, Aço Inoxidável Duplex UNS S32205.

ABSTRACT

Duplex stainless steel pertains to a class of materials with low machinability due to its right rate of hardening, low thermal conductivity and high ductility. This characteristic represents a significant challenge in the manufacture of components, especially in the end milling process. Optimization is a viable alternative to determine the best process parameters and obtain higher production values with sustainability and quality. The presence of noise variables is an additional complicating factor during material machining of this material, and their presence causes an increase in variability during the process, and their effect can be mitigated by employing robust modelling methods. This thesis presents the robust multivariate optimization in the end milling of duplex stainless steel UNS S32205. The tests were carried out using a central composite design combining the input variables (cutting speed, feed per tooth, milled width and depth of cut) and the noise variables (tool flank wear, fluid flow and overhang length). The concept of robust parameter design, response surface methodology, factor analysis, optimization of the multivariate mean square error for robust factors and the normal boundary intersection were applied. The combination of all these methodologies gave rise to the EQMMFR-NBI method. As a result of the factor analysis, the response variables were grouped into 3 latent variables, the first referring to the roughness R_a, R_q, R_t and R_z (quality indicator); the second to the electricity consumption and CO_2 emissions (sustainability indicator) and the third to the material removal rate (productivity indicator). Multivariate robust optimization was performed considering sustainability and productivity indicators, while quality was used as a constraint to the nonlinear optimization problem. By applying the EQMMFR-NBI method, Pareto optimal solutions were obtained and an equispaced frontier was constructed. Confirmation tests were performed using Taguchi's L9 arrangement. The results showed that the optimal setups found were able to neutralize the influence of noise variables on the response variables, proving the good adequacy of proposal and the application of the method.

Keywords: Multivariate Mean Squared Error, Normal Boundary Intersection, Factor Analysis, End Milling, Duplex Stainless Steel UNS S32205.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1.1 – Procedimento de Modelagem 8
Figura 2.1 - Superfície de resposta: (a) modelo linear; (b) modelo com curvatura 17
Figura 2.2 - Arranjos experimentais de superfície de resposta: a) CCD; b) Box-Behnken 19
Figura 2.3 - Curva da variância de previsão x raio da região experimental 19
Figura 2.4 - Tipos de CCD: (a) Circunscrito; (b) Face Centrada; (c) Inscrito 20
Figura 2.5 - Método da Interseção Normal à Fronteira (NBI) 34
Figura 3.1 – Microestrutura do aço inoxidável duplex 43
Figura 3.2 - Perfil típico de uma rugosidade de uma superfície usinada 46
Figura 3.3 - Ilustração do parâmetro R_a 47
Figura 3.4 - Rugosidade R_t distância entre pico (A_1) e vale (A_2) 48
Figura 3.5 - Rugosidade R_z :diferença da soma entre os cinco picos mais altos e os cinco mais profundos. 49
Figura 3.6 – Principais palavras-chave 54
Figura 3.7 - Refinamentos e número de documentos identificados na *Scopus* 56
Figura 3.8 - Refinamentos e número de documentos identificados na *Web of Science* 57
Figura 3.9 - Os principais autores identificados na RSL 60
Figura 3.10 – As principais revistas encontradas na RSL 60
Figura 3.11 – Quantidade de artigos publicados por ano 61
Figura 3.12– Número de artigos que utilizaram alguma estratégia de experimentos 62
Figura 3.13 - Tipos de planejamento experimental utilizados nos artigos analisados na RSL 62
Figura 3.14 - Quantidade de artigos x quantidade de variáveis de entrada. 63
Figura 3.15 – Processos de fabricação identificados durante a RSL 64
Figura 3.16 – Variáveis de resposta encontradas na RSL 65
Figura 3.17 – As variáveis de resposta mais utilizadas nos artigos 65
Figura 4.1 – Fluxograma Método EQMMFR-NBI 75
Figura 4.2 – Exemplo de uma fronteira de Pareto gerada pelo método NBI 83
Figura 4.3 – Elipse de confiança x fronteira de Pareto – inconveniências para dados multivariados. 84
Figura 5.1 – Esquematização do objeto de estudo 86
Figura 5.2 – Centro de usinagem ROMI® D 600 87
Figura 5.3 – Fresa de topo R390-025A25-11M 87

Figura 5.4 – Inserto de metal duro R390-11T308M-MM 2030 88
Figura 5.5 – Corpo de prova 89
Figura 5.6 – Comprimento em balanço l_{t0}: (a) itens utilizados; (b) definição; (c) bancada para abrir e fechar pinça 96
Figura 5.7 – Sistema de controle de quantidade do fluido 96
Figura 5.8 - Microscópio Óptico SZ 61® Olympus 97
Figura 5.9 – Desgastes máximo de flanco dos insertos de corte utilizados nos experimentos 97
Figura 5.10 – Medição de rugosidade 98
Figura 6.1 – Evolução do desgaste da ferramenta nas condições de corte ensaiadas 103
Figura 6.2 - Desgaste da ferramenta de corte nas condições de mínima vazão: (a) *v_c = 60m/min e t_c= 17 min; (b) v_c = 70 m/min e t_c= 9 min* 104
Figura 6.3 - Desgaste da ferramenta de corte nas condições de máxima vazão: (a) *v_c = 60m/min e t_c= 17 min; (b) v_c = 70 m/min e t_c= 9 min* 104
Figura 6.4 - Desgaste da ferramenta de corte na condição sem fluido de corte: (a) *vc = 60 m/min e tc= 7min; (b) vc = 70 m/min e tc= 5 min.* 105
Figura 6.5 - Evolução da rugosidade nas condições de corte ensaiadas. 105
Figura 6.6 - Gráfico de efeitos principais de R_a, R_q, R_t e R_z 112
Figura 6.7 – Superfície de resposta e gráfico de contorno v_b x f_z para R_a 113
Figura 6.8 – Superfície de resposta e gráfico de contorno v_b x Q para R_a 113
Figura 6.9 – Superfície de resposta e gráfico de contorno f_z x Q para R_a 114
Figura 6.10 – Efeitos das interações sobre a rugosidade R_a 114
Figura 6.11 – Efeitos das interações sobre a rugosidade R_q 115
Figura 6.12 – Efeitos das interações sobre a rugosidade R_t 115
Figura 6.13 - Efeitos das interações sobre a rugosidade R_z 116
Figura 6.14 – Gráfico de efeitos principais de MRR 118
Figura 6.15 – Superfície de resposta e gráfico de contorno f_z x v_c para *MRR* 119
Figura 6.16 – Superfície de resposta e gráfico de contorno f_z x a_p para *MRR* 119
Figura 6.17 – Superfície de resposta e gráfico de contorno f_z x a_e para *MRR* 120
Figura 6.18 – Efeitos das interações sobre a *MRR* 120
Figura 6.19 – Gráfico de efeitos principais da CE_{elet} e QE_{CO2} 123
Figura 6.20 – Superfície de resposta e gráfico de contorno a_p x f_z para CE_{elet} 124
Figura 6.21 – Superfície de resposta e gráfico de contorno a_p x a_e para CE_{elet} 124

Figura 6.22 – Superfície de resposta e gráfico de contorno f_z x a_e para CE_{elet} 125
Figura 6.23 – Efeitos das interações sobre rugosidade CE_{elet} e QE_{CO2} 126
Figura 6.24 – Dendrograma de Ward para as variáveis originais e latentes 135
Figura 6.25 – Cálculo do alvo para F_1 no Excel® 139
Figura 6.26 – Cálculo do alvo para F_2 no Excel® 140
Figura 6.27 – Cálculo do alvo para F_3 no Excel® 140
Figura 6.28 – Cálculo da matriz *payoff* Excel® 142
Figura 6.29 - Planilha de otimização entre $EQMMFR_{F2}$ e $EQMMFR_{F3}$ via NBI no Excel® 143
Figura 6.30 - Fronteira de Pareto $EQMMFR_{F2}$ x $EQMMFR_{F3}$ 146
Figura 6.31 - Elipse de confiança x Fronteira de Pareto para CE_{elet} e MRR 147
Figura 6.32 - Elipse de confiança x Fronteira de Pareto para QE_{CO2} e MRR 147
Figura 9.1 – Superfície de resposta e gráfico de contorno para R_a x v_b x f_z 176
Figura 9.2 – Superfície de resposta e gráfico de contorno para R_a x v_b x Q 176
Figura 9.3 – Superfície de resposta e gráfico de contorno para R_a x f_z x Q 177
Figura 9.4 – Superfície de resposta e gráfico de contorno para R_q x v_b x f_z 177
Figura 9.5 – Superfície de resposta e gráfico de contorno para R_q x v_b x Q 178
Figura 9.6 – Superfície de resposta e gráfico de contorno para R_q x f_z x Q 178
Figura 9.7 – Superfície de resposta e gráfico de contorno para R_t x v_b x f_z 179
Figura 9.8 – Superfície de resposta e gráfico de contorno para R_t x v_b x Q 179
Figura 9.9 – Superfície de resposta e gráfico de contorno para R_t x f_z x Q 180
Figura 9.10 – Superfície de resposta e gráfico de contorno para R_z x v_b x f_z 180
Figura 9.11 – Superfície de resposta e gráfico de contorno para R_z x v_b x Q 181
Figura 9.12 – Superfície de resposta e gráfico de contorno para R_z x f_z x Q 181
Figura 9.13 – Superfície de resposta e gráfico de contorno para MRR x f_z x v_c 182
Figura 9.14 – Superfície de resposta e gráfico de contorno para MRR x f_z x a_p 182
Figura 9.15 – Superfície de resposta e gráfico de contorno para MRR x f_z x a_e 183
Figura 9.16 – Superfície de resposta e gráfico de contorno para CE_{elet} x a_p x f_z 183
Figura 9.17 – Superfície de resposta e gráfico de contorno para CE_{elet} x a_p x a_e 184
Figura 9.18 – Superfície de resposta e gráfico de contorno para CE_{elet} x f_z x a_e 184
Figura 9.19 – Superfície de resposta e gráfico de contorno para QE_{CO2} x a_p x f_z 185
Figura 9.20 – Superfície de resposta e gráfico de contorno para QE_{CO2} x a_p x a_e 185
Figura 9.21 – Superfície de resposta e gráfico de contorno para QE_{CO2} x f_z x a_e 186

Figura 9.22 – Cálculos para testar a curvatura das rugosidades 187
Figura 9.23 – Cálculos para testar a curvatura da *MRR*, CE_{elet} e QE_{CO2} 188
Figura 9.24 – Cargas normalizadas para os fatores F_1, F_2 e F_3 198
Figura 9.25 – Cálculo de ui no Excel® 199
Figura 9.26 – Cálculo de vi no Excel® 199
Figura 9.27 – Cálculo de $ui2 - vi2$ no Excel® 200
Figura 9.28 – Cálculo de $ui \times vi$ no Excel® 200
Figura 9.29 – Cálculo do ângulo e da matriz de rotação no Excel® 201
Figura 9.30 – Cálculo do carga normal rotacionada no Excel® 202
Figura 9.31 – 1ª interação: Rotação entre F_1 e F_2 202
Figura 9.32 – 2ª interação: Rotação entre F_1 e F_3 203
Figura 9.33 – 3ª interação: Rotação entre F_2 e F_3 204
Figura 9.34 – 4ª interação: Rotação entre F_1 e F_2 204
Figura 9.35 – 5ª interação: Rotação entre F_1 e F_3 205
Figura 9.36 – 6ª interação: Rotação entre F_2 e F_3 205
Figura 9.37 – 7ª interação: Rotação entre F_1 e F_2 206
Figura 9.38 – 8ª interação: Rotação entre F_1 e F_3 206
Figura 9.39 – Cálculo para determinar a matriz de carregamento via varimax 207
Figura 9.40 – Comparativo matriz de carregamento Excel® x Minitab 17® 207
Figura 9.41 – Otimização para a função $EQMMFR_{F1}$ no Excel®(passo 1) 217
Figura 9.42 – Otimização para a função $EQMMFR_{F1}$ no Excel®(passo 2- parte A) 217
Figura 9.43 – Otimização para a função $EQMMFR_{F1}$ no Excel®(passo 2- parte B) 218
Figura 9.44 – Otimização para a função $EQMMFR_{F1}$ no Excel®(passo 3) 218
Figura 9.45 – Otimização para a função $EQMMFR_{F1}$ no Excel®(passo 4) 219
Figura 9.46 – Construção da matriz *payoff* (passo 1) 220
Figura 9.47 – Construção da matriz *payoff* (passo 2) 220
Figura 9.48 – Construção da matriz *payoff* (passo 3) 221
Figura 9.49 – Construção da matriz *payoff* (passo 4) 221
Figura 9.50 – Construção da matriz *payoff* (passo 5) 222
Figura 9.51 – Construção da matriz *payoff* (passo 6) 222
Figura 9.52 – Otimização utilizando o método NBI (Passo 1) 224
Figura 9.53 – Otimização utilizando o método NBI (Passo 2 – parte A) 224

Figura 9.54 – Otimização utilizando o método NBI (Passo 2 – parte B) 225
Figura 9.55 – Otimização utilizando o método NBI (Passo 3) 225
Figura 9.56 – Otimização utilizando o método NBI (Passo 4) 226
Figura 9.57 – "Print" da planilha em Excel® com as 21 soluções ótimas de Pareto..... 226
Figura 9.58 – Construção da Fronteira de Pareto (Passo 1)..... 227
Figura 9.59 – Construção da Fronteira de Pareto (Passo 2)..... 227
Figura 9.60 – Construção da Fronteira de Pareto (Passo 3)..... 228
Figura 9.61 – Construção da Fronteira de Pareto (Passo 4)..... 228
Figura 9.62 – Planilha de cálculo para construção da elipse de confiança 229
Figura 9.63 – Construção da elipse de confiança (passo 1) 230
Figura 9.64 – Construção da elipse de confiança (passo 2) 231
Figura 9.65 – Construção da elipse de confiança (passo 3) 231
Figura 9.66 – Construção da elipse de confiança (passo 4) 232
Figura 9.67 – Construção da elipse de confiança (passo 5) 232
Figura 9.68 – Construção da elipse de confiança (passo 6) 233
Figura 9.69 – Construção da elipse de confiança (passo 7) 233
Figura 9.70 – Matriz com os pontos ótimos soluções..... 234
Figura 9.71 – Sintaxe para o cálculo $\boldsymbol{C}$ e $\boldsymbol{C}-\mathbf{1}$ 235
Figura 9.72 – Resultado da matriz $\boldsymbol{C}$ e $\boldsymbol{C}-\mathbf{1}$ 235
Figura 9.73 – Matriz $\boldsymbol{x}-\boldsymbol{\mu}T$ 236
Figura 9.74 – Matriz $\boldsymbol{x}-\boldsymbol{\mu}T \times \boldsymbol{C}-1$ 237
Figura 9.75 – Matriz $\boldsymbol{x}-\boldsymbol{\mu}$ 237
Figura 9.76 – Matriz $\boldsymbol{x}-\boldsymbol{\mu}T \times \boldsymbol{C}-1 \times \boldsymbol{x}-\boldsymbol{\mu}$ 238
Figura 9.77 – Cálculo da distância de Mahalanobis (D_{res})..... 238

LISTA DE TABELAS

Tabela 2.1 - Condições suficientes para obter o ângulo máximo de rotação 39
Tabela 3.1 - Comprimento de amostragem ("*cut-off*") e comprimento de avaliação para avaliação de uma superfície 47
Tabela 3.2 – Número de ocorrências das palavras-chave 55
Tabela 3.3 - Quantidade de trabalhos selecionados para 2ª fase de análises 58
Tabela 3.4 – Análise das correlações entre as múltiplas respostas RSL 66
Tabela 3.5 – Fatores de CO_2 pelo consumo de energia elétrica no Sistema Interligado do Brasil 71
Tabela 5.1 – Composição química (%em peso) do aço inoxidável duplex UNS S32205 89
Tabela 5.2 – Parâmetros para os ensaios experimentais 90
Tabela 5.3 – Variáveis de controle e seus respectivos níveis 91
Tabela 5.4 – Níveis definidos para as variáveis de ruído 91
Tabela 5.5 – Planejamento Experimental (variáveis decodificadas) 93
Tabela 5.6 – Resultados experimentais para o fresamento de topo do aço inoxidável duplex UNS S32205 99
Tabela 6.1 - Análise de curvatura para as variáveis de resposta originais 107
Tabela 6.2 – Teste de normalidade de Anderson Darling (AD) 108
Tabela 6.3 – Efeitos estimados para as rugosidades R_a e R_q 109
Tabela 6.4 – Efeitos estimados para as rugosidades R_t e R_z 110
Tabela 6.5 – Efeitos estimados para *MRR* 117
Tabela 6.6 – Efeitos estimados para CE_{elet} e QE_{co2} 121
Tabela 6.7 – Análise de correlação para as variáveis de resposta 129
Tabela 6.8 – Autovalores e porcentagem acumulativa de variância 130
Tabela 6.9 – Matriz de carregamentos não rotacionados e comunalidades 131
Tabela 6.10 – Matriz de carregamentos rotacionados e comunalidades 132
Tabela 6.11 – Escores dos fatores rotacionados 133
Tabela 6.12 - Resultados da otimização para os valores esperados de $EQMMFR_{F2}$, $EQMMFR_{F3}$, F_2 e F_3 143
Tabela 6.13 - Resultados da otimização dos valores esperados para as rugosidades R_a, R_q, R_t e R_z 144
Tabela 6.14 - Resultados da otimização dos valores esperados para *MRR*, CE_{elet} e QE_{CO2} 144
Tabela 6.15 - Distância de Mahalanobis para o $EQMMFR_{F2}$ e $EQMMFR_{F3}$ e definição do ponto ótimo. 148

Tabela 6.16 - Parâmetros de controle utilizados nos experimentos de confirmação. 150
Tabela 6.17 - Valores das variáveis de resposta obtidos pelos modelos de regressão conforme os parâmetros de controle utilizados nos experimentos de confirmação..... 150
Tabela 6.18 - Resultados dos experimentos de confirmação para as variáveis originais 150
Tabela 6.19 - Teste de hipóteses *t-Student* para R_a, R_q, R_t, R_z, *MRR*, CE_{elet} e QE_{CO2}..... 152
Tabela 6.20 - Valores P das variáveis de ruídos nos experimentos de confirmação (ANOVA) 152
Tabela 9.1 – Cálculo da comunalidade, variância e % Var – Matriz de carregamento não rotacionada 191
Tabela 9.2 – Vetores de média ou pontos de utopia para $EQMMFR_{F2}$ e $EQMMFR_{F3}$ 235

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

T	Alvo para um processo
ACP	Análise de Componentes Principais
ANOVA	Análise de Variância
AF	Análise Fatorial
r	Ângulo de posição da ferramenta
γ	Ângulo de rotação
CCD	Arranjo Composto Central (CCD - *Central Composite Design*)
IMOA	Associação Internacional de Molibdênio (*International Molybdenum Association*)
f_z	Avanço por dente
$\mathbf{e}_{ij}$	Autovetores associados a componente principal
R^2	Coeficiente de determinação
R^2(ajust)	Coeficiente de determinação ajustado
δ_i	Coeficientes de regressão para as interações entre variáveis de controle e ruído
β_i	Coeficientes de regressão para variáveis de controle
γ_i	Coeficientes de regressão para variáveis de ruído
l_{t0}	Comprimento em balanço da ferramenta
h_i^2	Comunalidade relacionada a uma variável de resposta original
CE_{elet}	Consumo de energia elétrica
E_{fixa}	Consumo de energia elétrica fixa na máquina-ferramenta
E_{corte}	Consumo de energia elétrica na máquina-ferramenta durante o corte
E_{var}	Consumo de energia elétrica variável na máquina-ferramenta
v_b	Desgaste do flanco da ferramenta
σ	Desvio-Padrão
d	Diâmetro da ferramenta
CO_2	Dióxido de carbono

α	Distância do centro do arranjo experimental ao ponto axial (ou raio da região experimental)
D	Distância Euclidiana
D_{res}	Distância Euclidiana resultante
COVID-19	Doença do Corona Vírus (*Corona Virus Disease*) - 19
HB	Dureza Brinell
CHIM	Envoltória Convexa de Mínimo Individuais (*Convex Hull of Individual Minima*)
ε	Erro observado na resposta
EQM	Erro Quadrático Médio
EQMM	Erro Quadrático Médio Multivariado
EQMMFR	Erro Quadrático Médio Multivariado Fatorial Robusto
WEQMM	Erro Quadrático Médio Multivariado Ponderado
GRG	Gradiente Reduzido Generalizado
F_e	Índice ou fator de emissão de carbono
AISI	Instituto Americano de Ferro e Aço (*American Iron and Steel Institute*)
IEPG	Instituto de Engenharia de Produção e Gestão
LMAUT	Laboratório de Manufatura e Automação
®	Marca registrada
$\mathbf{L}$	Matriz de autovalores
$\mathbf{V}$	Matriz de autovetores
$\mathbf{A}$	Matriz de carregamento
$\mathbf{A_{rot}}$	Matriz de carregamento rotacionada
$\mathbf{R}$	Matriz de correlação
$\mathbf{B}$	Matriz de pesos
$\mathbf{F}$	Matriz de score fatorial
$\mathbf{\Lambda}$	Matriz de senos e cossenos
$\mathbf{Z}$	Matriz normalizada das variáveis originais
$\mathbf{\Phi}$	Matriz *payoff*

μ	Média de uma variável de resposta
NBI	Método da Interseção Normal à Fronteira (NBI – *Normal Boundary Intersection*)
OLS	Método dos Mínimos Quadrados Ordinários (OLS - *Ordinary Least Squares*)
MSR	Metodologia de Superfície de Resposta
WLS	Mínimos Quadrados Ponderados (WLS - *Weighted Least Squares*)
MCTI	Ministério da Ciência, Tecnologia e Inovações
$f(\mathbf{x},\mathbf{z})$	Modelagem que relaciona as variáveis de controle, ruído e as interações dessas variáveis.
ISO	Organização Internacional de Normalização (*International Organization for Standardization*)
UNS	Padrão Nacional Unificado (*Unified National Standard*)
$f(\mathbf{x})$	Parcela do modelo que envolve as variáveis de controle
$h(\mathbf{x},\mathbf{z})$	Parcela do modelo que envolve os efeitos principais das variáveis de ruído e as interações entre as variáveis de controle e ruído
a_e	Penetração de trabalho ou largura fresada
DOE	Planejamento de Experimentos (*Design of Experiments*)
USB	Porta Serial Universal (*Universal Serial Bus*)
k_c	Pressão específica de corte
PC_1	Primeira Componente Principal
R_k	Profundidade da rugosidade central
a_p	Profundidade de usinagem
PPR	Projeto de Parâmetros Robusto
Q_{ECO_2}	Quantidade de emissão de dióxido de carbono
RSL	Revisão sistemática da literatura
rpm	Rotações por minuto
R_z	Rugosidade da diferença média entre os cinco picos mais altos e o cinco vale mais profundos.
R_q	Rugosidade do desvio médio da raiz quadrada

R_p	Rugosidade do pico mais alto
R_v	Rugosidade do vale mais profundo
R_a	Rugosidade média
R_t	Rugosidade total
PC_2	Segunda Componente Principal
FCAW	Solda por arco de núcleo fundido (*Flux Cored Arc Welding*)
SQ (Ajust)	Soma dos quadrados ajustados
SSL	Soma dos quadrados dos elementos da matriz de carregamento (*Sum of Squared Loadings*)
MRR	Taxa de Remoção de Material (*Material Removal Rate*)
σ_z^2	Variância do ruído
σ^2	Variância populacional
UPV	Variância de previsão não-escalonada
y	Variáveis de resposta ou de saída
z	Variáveis de ruído
x	Variáveis independentes ou de controle
F_1	Variável latente ou Fator para o primeiro componente
F_2	Variável latente ou Fator para o segundo componente
F_3	Variável latente ou Fator para o terceiro componente
Q	Vazão de fluido de corte
v_f	Velocidade de avanço
v_c	Velocidade de corte
$\mathbf{x}$	Vetor das variáveis de controle
$\mathbf{z}$	Vetor das variáveis de ruído
$\mathbf{w}$	Vetor de pesos para ponderação
$\mathbf{X}$	Vetor das variáveis independentes
$\boldsymbol{\varepsilon}$	Vetor de erros
ζ	Vetor de erros aleatórios ou de fatores específicos
$\boldsymbol{\mu}$	Vetor de médias em relação às variáveis originais

f^N	Vetor de pontos de Nadir
f^U	Vetor de pontos de Utopia
$\mathbf{Y}$	Vetor de respostas
y	Vetor de respostas estimadas
β	Vetor dos coeficientes de regressão
β	Vetor dos coeficientes de regressão estimados

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO 1

1.1 Considerações Iniciais 1

1.2 Objetivos 4

1.3 Justificativa 5

1.4 Limitação do trabalho 6

1.5 Metodologia 7

1.6 Estrutura do trabalho 8

2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA 10

2.1 Projeto de Parâmetros Robusto 10

2.2 Metodologia de superfície de resposta 16

2.2.1 Arranjo combinado 20

2.3 Erro Quadrático Médio Multivariado 25

2.3.1 Otimização baseada no erro quadrático médio multivariado 25

2.4 Método da Interseção Normal à Fronteira (NBI) 31

2.4.1 Otimização baseada no NBI 31

2.5 Análise Fatorial 34

2.5.1 Escores dos fatores rotacionados 37

2.6 Gradiente Reduzido Generalizado 40

2.7 Considerações finais do capítulo 41

3 USINAGEM POR FRESAMENTO 42

3.1 Operação por fresamento 42

3.2 Fresamento em aços inoxidáveis duplex 42

3.3 Qualidade da superfície 45

3.3.1 Rugosidade R_a 47

3.3.2 Rugosidade R_q (desvio médio quadrático) 48

3.3.3 Rugosidade R_t 48

3.3.4 Rugosidade R_z 49

3.4 Taxa de remoção de material 49

3.5 Consumo de energia elétrica 51

3.6 Emissão de dióxido de carbono (CO_2) – Revisão Sistemática da Literatura 53

3.6.1 Formulação das perguntas de pesquisa 53

3.6.2 Estabelecimento dos estudos que envolvem o tema de pesquisa 54

3.6.3 Seleção e avaliação dos estudos 57

3.6.4 Análise e Síntese dos estudos selecionados 59

3.6.5 Redação dos resultados obtidos 59

3.7 Emissão de dióxido de carbono (CO_2) 69

3.8 Considerações finais do capítulo 71

4 MÉTODO DO ERRO QUADRÁTICO MÉDIO MULTIVARIADO FATORIAL ROBUSTO E INTERSEÇÃO NORMAL À FRONTEIRA (EQMMFR- NBI) 73

4.1 Abordagem do Método EQMMFR-NBI 73

4.2 Fase experimental 74

4.3 Fase de modelagem (variáveis originais) e análise de similaridade 78

4.4 Fase de modelagem do EQMMFR 80

4.5 Fase de otimização – NBI 81

4.6 Considerações finais do capítulo 85

5 PROCEDIMENTO EXPERIMENTAL 86

5.1 Objeto de estudo 86

5.2 Equipamentos e materiais utilizados nos experimentos 87

5.2.1 Máquinas e ferramentas 87

5.2.2 Material – Aço inoxidável duplex UNS S32205 89

5.3 Definição dos parâmetros para variáveis de controle e ruído 90

5.3.1 Ensaios preliminares 90

5.3.2 Ensaios definitivos 90

5.4 Variáveis de resposta 91

5.5 Planejamento experimental 92

5.6 Execução e resultados dos experimentos 95

5.6.1 Coleta de dados das variáveis de resposta 97

5.7 Considerações finais do capítulo 102

6 RESULTADOS E DISCUSSÃO 103

6.1 Ensaios Preliminares 103

6.2 Ensaios definitivos 106

6.2.1 Análise de curvatura 106

6.2.2 Teste de normalidade 107

6.3 Fase de modelagem para as variáveis originais e análise de similaridade 108

6.3.1 ANOVA para as rugosidades R_a, R_q, R_t e R_z 108

6.3.2 ANOVA para taxa de remoção de material *(MRR)* 117

6.3.3 ANOVA para o consumo de energia elétrica (CE_{elet}) e emissão de dióxido de carbono (QE_{CO2}) 121

6.3.4 Modelagem das equações para as variáveis de resposta originais 127

6.3.5 Análise de correlação entre as variáveis de resposta 129

6.3.6 Aplicação da análise fatorial e cálculo dos escores dos fatores rotacionados.. 130

6.3.7 Análise de similaridade entre as variáveis originais e os escores dos fatores rotacionados.... 135

6.4 Fase de modelagem EQMMFR 135

6.4.1 Modelagem das equações para os escores rotacionados via OLS 136

6.4.2 Modelagem das equações de média (μ) e variância (σ^2) para os fatores rotacionados 137

6.4.3 Estabelecendo os alvos (T) para os fatores rotacionados 139

6.4.4 Equações do Erro Quadrático Médio Multivariado Fatorial Robusto 141

6.5 Fase de Otimização 141

6.5.1 Construção da matriz *payoff* e normalização das funções EQMMFR 141

6.5.2 Otimização utilizando método NBI 142

6.5.3 Construção da fronteira de Pareto 145

6.5.4 Elipse de confiança dos dados e das médias x fronteira de Pareto para CE_{elet}, QE_{CO2} e *MRR* 146

6.5.5 Solução ótima utilizando "distância de Mahalanobis" 148

6.5.6 Experimentos de confirmação 149

6.6 Considerações finais do capítulo 153

7 CONCLUSÕES 154

7.1 Contribuição do trabalho 156

7.2 Sugestões para trabalhos futuros 157

8 REFERÊNCIAS 159

9 APÊNDICES 176

9.1 Apêndice I – Superfícies de respostas e gráficos de contornos 176

9.2 Apêndice II – Otimização aplicando o método EQMMFR-NBI 186

9.2.1 ANOVA para análise de curvatura 186

9.2.2 Aplicação da análise fatorial e o cálculo dos escores dos fatores rotacionados. 188

9.2.3 Estabelecendo as equações de média e variância de cada fator rotacionado 211

9.2.4 Construção da matriz *payoff* e normalização das funções EQMMFR 216

9.2.5 Execução da otimização utilizando o método NBI 223

9.2.6 Plotagem da elipse de confiança entre *MRR* x CE_{elet} 228

9.2.7 Encontrando a solução ótima via distância de Mahalanobis 233

10 ARTIGOS PUBLICADOS 239

1 INTRODUÇÃO

1.1 Considerações Iniciais

O aço inoxidável duplex (AID) é uma classe de material que contêm uma microestrutura equilibrada em proporções equivalentes de austenita e ferrita (MARTINHO *et al*., 2019). O AID combina as características de cada uma dessas fases. A austenita fornece ductilidade, tenacidade, soldabilidade e resistência à corrosão, enquanto a ferrita fornece resistência mecânica e de corrosão sob tensão (MAVI, 2020). Por estas razões, o material é empregado em muitos setores tais como petroquímica, gás natural liquefeito, usinas nucleares, de petróleo e gás, mas é um material de baixa usinabilidade devido à presença de altos teores de cromo, molibdênio e níquel, baixa condutividade térmica e alto grau de encruamento (GUPTA *et al.*, 2022). A fabricação de componentes em AID representa um grande desafio para indústria metal-mecânica, principalmente quando o processo de fresamento é utilizado (AMARO *et al*., 2020).

É comum no processo de fresamento, inclusive na de topo, a geração de superfícies irregulares durante o corte do material e quando este material é aplicado em ambientes corrosivos pode afetar a fadiga, facilitar o processo de corrosão e comprometer a qualidade do componente processado (POLICENA *et al*., 2018). As organizações manufatureiras além de se preocupar com a qualidade, necessitam melhorar o desempenho de seus processos industriais, por meio da redução de variabilidade.

O desempenho dos processos industriais é influenciado tanto por fatores controláveis quanto por fatores de ruído. As variáveis de ruído, que normalmente não são controladas devido à dificuldade de mensurá-las ou por ser economicamente inviável de ser determinada, causam variabilidade no processo, comprometendo a qualidade dos produtos e aumentando a probabilidade de fabricar itens fora de suas especificações (BRITO *et al*., 2015; KWON, 2017).

Neste sentido, Taguchi propôs a metodologia denominada projeto de parâmetros robusto, na qual os níveis apropriados dos fatores controláveis são determinados de modo que a sensibilidade do processo a variações dos fatores incontroláveis seja reduzida, aumentando, assim, a robustez do processo (ARDAKANI; NOOROSSANA, 2008; BRITO *et al*., 2014; CAMPOSECO-NEGRETE *et al*., 2016). Nesta abordagem, o objetivo é garantir que a média da resposta se aproxime o máximo possível de um alvo estabelecido, com redução simultânea de variabilidade de uma ou mais características de qualidade (MONTGOMERY, 2013; ROBINSON e ANDERSON-COOK, 2012).

Nas operações de fresamento, as variáveis de ruído influenciam na estabilidade e contribuem para o aumento da variabilidade do processo, elevando a probabilidade de produzir itens não conformes; além de afetar a qualidade e a produtividade das atividades operacionais. Neste sentido, diversas pesquisas têm sido realizadas para analisar a influência destas variáveis em diferentes tipos de fresamento, materiais e métodos, além de encontrar a condição de robustez do processo por meio da metodologia proposta por Taguchi. Como exemplo, pode-se citar Brito *et al*. (2014) e Lopes *et al*. (2016) no fresamento de topo do aço AISI 1045. Rodrigues *et al*. (2019) no fresamento helicoidal da liga de alumínio Al7075. Arruda *et al*. (2019) no fresamento de topo esférico do aço AISI H13. Após as otimizações, os autores concluíram que houve redução da sensibilidade do processo em relação à variabilidade transmitida pelas variáveis de ruído.

Ainda nestas pesquisas, os autores desenvolveram funções de média e variância envolvendo as variáveis de controle (x) e ruído (z) por uma superfície polinomial. Segundo Montgomery (2017), os coeficientes pertencentes ao modelo podem ser determinados pelo método dos mínimos quadrados ordinários (OLS - *Ordinary Least Squares*) ou ponderados (WLS - *Weighted Least Squares*), estabelecendo a relação dos parâmetros de controle e ruído com as variáveis de resposta. O objetivo principal desta modelagem é obter as equações de média e variância, de forma independente, para cada variável de saída observada durante um experimento (MYERS *et al*., 1992).

Em se tratando de projeto de parâmetros robusto (PPR), desenvolvido por Taguchi, as variáveis de controle são dispostas em “uma matriz interna”, e as de ruído em “uma matriz externa”. Cada elemento pertencente à matriz externa é executado para cada linha da interna. Esta configuração é denominada de “matriz produto” ou arranjo cruzado. Neste tipo de arranjo é necessário realizar ensaios experimentais, com réplicas, para estabelecer o erro experimental e dar chance ao ruído de se manifestar para saber o tamanho de seu impacto no processo (KWON, 2017). Como a variância é mensurada ao longo do arranjo externo, não é possível avaliar as interações entre as variáveis de controle e de ruído.

Para superar as limitações do arranjo cruzado, uma abordagem da matriz combinada ou arranjo combinado foi realizada por Welch *et al*. (1990). Os autores combinaram os fatores de controle e ruído em uma única matriz, o que possibilitou fornecer estimativas para a média e variância separadamente, além de permitir o estudo da interação das variáveis de controle com as variáveis de ruído (PEREIRA *et al*., 2018).

Equacionando-se as funções de média e de variância, é possível a minimização simultânea do deslocamento da média, em relação a um alvo estabelecido, e da variância em uma função resultante

global. Neste sentido, Box (1988) e Lin e Tu (1995) propuseram a utilização do erro quadrático médio (EQM) como função objetivo a ser minimizada. Como a média e variância podem assumir diferentes importâncias, sobre a variável de saída, fica a critério do especialista do processo realizar diferentes combinações de pesos para estabelecer um conjunto de soluções ótimas denominada "Fronteira de Pareto" (RAO, 2009; SHIN *et al*., 2011).

Para problemas multiobjetivos, Yang e Sen (1996) e Busacca *et al*. (2001) propuseram um operador de aglutinação em uma única função objetivo, possibilitando atribuir diferentes pesos para cada função EQM, de forma ponderada, conforme recomendado por Köksoy (2006). Segundo Shin e Cho (2009) mesmo que os pesos (**w**) sejam atribuídos igualmente, a fronteira de Pareto não é construída por pontos equiespaçados. Nesta condição, as soluções ótimas aglutinam-se em regiões que apresentam grandes curvaturas provocando uma descontinuidade ao longo da fronteira.

Para superar o problema de descontinuidade e não convexidade na fronteira de Pareto, principalmente em regiões de grande curvatura, Das e Dennis (1998) propuseram o Método da Interseção Normal à Fronteira (NBI). Este método permite gerar fronteiras convexas com soluções equidistantes e determinar pontos ótimos viáveis em regiões não convexas da fronteira (BRITO *et al*., 2014).

Nos diversos processos industriais, em muitos casos, é necessário realizar otimização simultânea de mais de uma variável de resposta e nesta situação pode-se encontrar correlações entre as múltiplas respostas. Oliveira *et al*. (2019), após investigarem e reproduzirem 49 artigos científicos, além de analisarem 123 superfícies de resposta, concluíram que 71,88% dos trabalhos apresentaram uma estrutura de correlação entre as respostas investigadas.

Devido à natureza multivariada, ou seja, a presença de correlação entre as variáveis de resposta, Paiva *et al*. (2009) propuseram a abordagem do erro quadrático médio multivariado (EQMM). Neste caso, os autores adaptaram a função EQM utilizando os conceitos de análise de componentes principais (ACP). Uma evolução do método foi proposta por Paiva *et al*. (2012), na qual os autores apresentaram uma nova abordagem empregando os conceitos da função EQMM, análise de componentes principais (ACP) e projeto de parâmetros robusto multivariado.

Uma extensão da estatística multivariada é a análise fatorial (AF). Segundo Johnson e Wichern (2007), a análise fatorial tem como objetivo descrever as relações de covariância ou correlação entre as variáveis de resposta, em termos de variáveis subjacentes ou latentes e não observáveis. A modelagem fatorial tem como objetivo agrupar as variáveis por suas correlações, ou seja, um grupo de variáveis que possuem alta correlação entre si dão origem ao único construto subjacente. Essa

técnica multivariada permite reduzir a dimensionalidade em problemas de otimização com múltiplas respostas correlacionadas.

Assim, esta tese propõe integrar um arranjo combinado envolvendo as variáveis de controle e de ruído, com a aplicação do método da interseção normal à fronteira. Funções EQMM para fatores robustos e rotacionados, empregando o método de rotação varimax, serão estabelecidas e otimizadas utilizando o método proposto, denominado EQMMFR-NBI. Um conjunto de pontos ótimos será determinado, utilizando respostas de qualidade (Rugosidades R_a, R_q, R_t, R_z), natureza ambiental (Consumo de energia e emissão de CO_2) e produtividade (taxa de remoção). O método proposto será aplicado na otimização do processo de fresamento de topo do aço inoxidável duplex UNS S32205. As rugosidades e a taxa de remoção de material serão mensuradas, enquanto o consumo de energia elétrica e a quantidade de emissão de dióxido de carbono serão estimadas utilizando os dados coletados nos experimentos e as formulações analíticas existentes na literatura.

1.2 Objetivos

De acordo com os pressupostos assumidos anteriormente, o objetivo geral deste trabalho é gerar fronteiras convexas e equiespaçadas, a partir de escores de fatores rotacionados; utilizando as equações de média e variância derivadas de arranjos em configuração combinada dando origem ao método denominado EQMMFR-NBI, e tal proposição será aplicada para otimizar do processo de fresamento de topo do aço inoxidável duplex UNS S32205.

Desdobrando o objetivo geral apresentado, chega-se aos seguintes objetivos específicos:

- Analisar e modelar as variáveis de resposta originais (R_a, R_q, R_t, R_z, MRR, CE_{elet} *e* QE_{CO2}) e as variáveis latentes (oriundas da análise fatorial) que contemplem os efeitos de interação controle- ruído;
- Identificar as variáveis de controle/ruído com maior influência sobre as variáveis de resposta originais;
- Desenvolver uma formulação para as médias e variâncias dos escores de fatores rotacionados ou variáveis latentes;
- Otimizar os parâmetros das variáveis de controle, de acordo com a modelagem matemática dos escores de fatores robustos multivariados dos indicadores de sustentabilidade (CE_{elet} / QE_{CO2}) e produtividade (MRR) e construir a fronteira de Pareto equiespaçada;
- Plotar a fronteira de Pareto das variáveis originais MRR/CE_{elet} e MRR/QE_{CO2} e verificar a existência de falhas nos “pontos de ancoragem”;

- Estabelecer o melhor ponto ótimo da fronteira de Pareto utilizando a distância de Mahalanobis como critério de tomada de decisão.
- Determinar os valores para R_a, R_q, R_t, R_z, MRR, CE_{elet} e QE_{CO2} baseado no melhor ponto ótimo da fronteira de Pareto;
- Avaliar a robustez do processo utilizando ponto ótimo selecionado.

1.3 Justificativa

A principal justificativa para a realização deste estudo remonta a aplicação conjunta envolvendo os métodos de projeto de parâmetros robusto, da interseção normal à fronteira e análise fatorial, empregando as funções do EQMM para múltiplas respostas correlacionadas no processo de fresamento de topo do aço inoxidável duplex UNS S32205.

O fresamento de topo nos aços inoxidáveis duplex é um processo muito utilizado experimentalmente, mas ainda carece de estudos que envolvem a otimização multiobjetivo, considerando a estrutura de correlação entre as variáveis de resposta originais e agrupando-as, em fatores ou variáveis latentes; empregando a técnica da estatística multivariada conhecida como análise fatorial.

Em problemas de otimização que envolvem mais de uma variável de resposta, é comum atribuir pesos para as múltiplas funções objetivo. Quando estas funções são aglutinadas, soluções interativas da função objetivo global, por meio de diferentes combinações convexas de pesos, geram um conjunto de pontos ótimos denominado de fronteira de Pareto. Se existir discrepância entre as convexidades das múltiplas funções, a fronteira passa a ser não convexa e descontínua. Portanto, ao aplicar o método NBI, é possível identificar um conjunto de soluções ótimas, viáveis e distintas, que formam uma fronteira contínua e uniformemente distribuída.

No entanto, a utilização do NBI com respostas correlacionadas pode apresentar um inconveniente ao determinar os pontos de “ancoragem”. Neste caso, estes pontos podem ficar fora das regiões elípticas de confiança, própria dos problemas multivariados. Para superar este problema, Khuri e Conlon (1981) sugeriram acrescentar uma restrição elíptica que auxilia na otimização de problemas com funções objetivo correlacionadas.

A combinação dos métodos EQMM e NBI pode ser empregada para gerar fronteiras de Pareto contínuas e equiespaçadas. Assim, a utilização conjunta das metodologias da estatística multivariada - no caso específico desta pesquisa, a análise fatorial (AF); erro quadrático médio multivariado (EQMM) e a interseção normal a fronteira (NBI) - permitem explorar o *trade-off* entre as respostas

de interesse, possibilitando ao tomador de decisão explorar diferentes cenários e selecionar aquele que atenda às suas necessidades.

Em relação à otimização, vários algoritmos podem ser utilizados para solucionar os problemas envolvendo os métodos PPR, AF, EQMM e NBI. Contudo, o método do gradiente reduzido generalizado (GRG - *Generalized Reduced Gradient*) é uma escolha adequada pois, pode ser aplicado em muitos problemas com restrições de igualdade ou desigualdades não lineares. Além disso, tal método encontra-se disponível em pacotes computacionais como o Solver® do Excel®.

Conforme descrito, a aplicação do método denominado Erro Quadrático Médio Multivariado Fatorial Robusto (EQMMFR) - Interseção Normal a fronteira (NBI), é uma estratégia para tratar adequadamente a influência das variáveis de controle e ruído, a correlação, a dimensionalidade do conjunto multivariado e a geração de soluções ótimas de Pareto.

1.4 Limitação do trabalho

O método proposto será aplicado utilizando ferramentas novas e desgastadas, a aplicação de fluido de corte nas condições de mínima e máxima vazão da máquina ferramenta e o comprimento em balanço serão tratadas como variáveis de ruído. A velocidade corte (v_c), avanço por dente (f_z), profundidade de corte (a_p) e largura fresada (a_e) serão utilizadas como variáveis de controle.

As variáveis de resposta a serem coletadas e modeladas são as rugosidades R_a, R_q, R_t, R_z, e a taxa de remoção de material (*MRR*). O consumo de energia elétrica (CE_{elet}) e a emissão de dióxido de carbono (QE_{CO2}) serão estimados utilizando os modelos analíticos existentes na literatura. A análise fatorial e o método de rotação varimax serão utilizados para estabelecer os escores fatoriais rotacionados.

A função objetivo do EQMMFR será formulada com base nos modelos quadráticos completos dos escores fatoriais rotacionados da qualidade (R_a, R_q, R_t e R_z), produtividade (*MRR*) e sustentabilidade (CE_{elet} *e* QE_{CO2}).

Este trabalho limita-se ao desenvolvimento de um método para determinar as soluções ótimas do processo de fresamento, utilizando funções do erro quadrático médio multivariado dos escores fatoriais rotacionados. O método NBI é o único método que será aplicado na otimização multiobjetivo. Quanto à otimização das funções objetivo, o método do gradiente reduzido generalizado será utilizado. Em relação ao projeto experimental, será aplicado o arranjo do tipo "Composto Central" e em termos de configuração do planejamento de experimentos (DOE – *Design of Experiments*) será utilizado um arranjo combinado.

1.5 Metodologia

Para cumprir o objetivo geral desta pesquisa, a metodologia empregada segue uma abordagem quantitativa, pois permite ao pesquisador evidenciar os dados e informações por meio das medições das variáveis, classificando-as e analisando-as; utilizando hipóteses acerca da teoria existente (BAIRAGI e MUNOT, 2019). No caso específico, um estudo da literatura a respeito do planejamento de experimentos utilizando arranjo combinado, da metodologia de superfície de resposta (MSR), da análise fatorial (AF), do projeto de parâmetros robusto (PPR), do erro quadrático médio multivariado (EQMM) e do método da interseção normal à fronteira (NBI) foi realizado para propor uma nova abordagem para este trabalho.

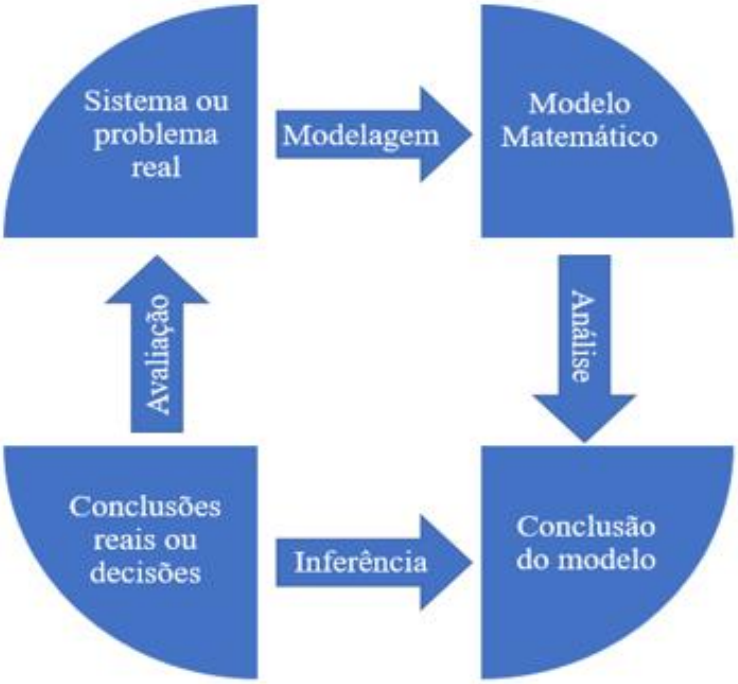
Estabelecida a abordagem da pesquisa, o próximo passo foi definir o método a ser empregado. Dentre os existentes, a experimentação foi escolhida e aplicada. Esta abordagem se caracteriza pelo controle do ambiente experimental e, neste caso, as variáveis de entrada de um processo são modificadas para observar o seu efeito sobre as variáveis de resposta (KOTHARI, 2019).

Neste processo, a Modelagem é responsável por definir as variáveis de interesse e as relações analíticas que descrevem o comportamento relevante do sistema. A análise é realizada aplicando técnicas matemáticas pela utilização de tecnologias (computadores, *softwares*, etc.) para solucionar um problema de otimização e visualizar possíveis conclusões. A inferência discutirá se as conclusões para o problema têm significado suficiente para o problema real. Por fim, a avaliação revelará se a modelagem e as conclusões obtidas são adequadas ao problema real. Caso contrário, a modelagem pode sofrer revisões reiniciando o ciclo, conforme Figura 1.1 (MORABITO e PUREZA, 2010).

Nesta tese, as variáveis de resposta (Y), de controle (x) e de ruído (z) são definidas com base na literatura acerca do processo de fresamento, possibilitando o estabelecimento de uma função de transferência do tipo Y= $f(x,z)$. Em seguida, a estrutura de correlação entre as variáveis (Y) é verificada. Uma vez identificada a correlação entre os Y´s, estabelece-se as variáveis latentes pela análise fatorial. Tomando as derivadas parciais das variáveis latentes $f(x,z)$, as equações de média e variância são determinadas e, otimizando cada fator, é possível encontrar os alvos para cada uma delas. A etapa de “modelagem” é finalizada com a formulação do erro quadrático médio multivariado. Ao aplicar o método NBI, utilizando o algoritmo GRG, o EQMM de cada variável latente é otimizado, cumprindo a etapa de “análise” de dados da pesquisa. Comparando os resultados obtidos pelo uso dos modelos de regressão com os números reais coletados durante os experimentos de confirmação, é possível avaliar se a proposta metodológica é executável. Essa etapa trata-se da “inferência”. Se os

resultados esperados dos experimentos se confirmarem, a proposta da metodologia é validada. Caso contrário, é necessário retornar à fase de "modelagem", reavaliando os conceitos pertinentes e as teorias acerca dos métodos, do material e do processo utilizado nesta pesquisa.

Figura 1.1 – Procedimento de Modelagem



Fonte: Adaptado de Arenales *et. al.* (2007)

Este trabalho pode ser classificado como de natureza "aplicada" e caracteriza-se por seu interesse prático. Em relação ao seu objetivo, a pesquisa se caracteriza como "explicativa" para identificar os fatores que determinam ou contribuem para a ocorrência dos fenômenos. Quanto à abordagem do problema, esta pesquisa é "quantitativa" pois, o que se deseja é transformar as informações coletadas do processo em números para classificá-las e analisá-las utilizando por exemplo, os conceitos e técnicas estatísticas (BAIRAGI e MUNOT, 2019).

1.6 Estrutura do trabalho

Este trabalho está organizado em sete capítulos. Além deste primeiro, que apresenta os pressupostos iniciais, os capítulos remanescentes tratam dos assuntos a saber:

Capítulo 2: Apresenta uma síntese sobre a revisão da literatura, onde são apresentados os principais conceitos relacionado ao conceito de projeto parâmetro robusto (PPR), metodologia de superfície de resposta (MSR), erro quadrático médio multivariado (EQMM), método da interseção normal à fronteira (NBI) e a análise fatorial (AF).

Capítulo 3: Aborda os principais conceitos do processo de fresamento, suas aplicações e importância. Apresenta a revisão da literatura dos trabalhos de aplicação do processo de fresamento nos aços inoxidáveis duplex, além das variáveis de resposta utilizadas para avaliar a desempenho do processo. Por fim, uma revisão sistemática da literatura envolvendo a emissão de dióxido de carbono é realizada para identificar possíveis lacunas em relação ao tema de que se trata esta pesquisa.

Capítulo 4: Descreve o passo a passo da metodologia proposta para este trabalho, denominada EQMMFR-NBI, que trata da aplicação conjunta do erro quadrático multivariado fatorial robusto e o método da interseção normal à fronteira.

Capítulo 5: Detalha o procedimento experimental, a escolha das variáveis de controle e ruído, seus respectivos níveis, a formação do arranjo combinado e da coleta dos dados.

Capítulo 6: Apresenta os resultados e discussão dos dados coletados nos experimentos, além dos ensaios de confirmação realizados.

Capítulo 7: Apresenta as conclusões, contribuições e sugestões para trabalhos futuros.

2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

Este capítulo apresenta a base teórica utilizada para o desenvolvimento da pesquisa. Inicialmente são apresentados os conceitos a respeito do projeto de parâmetros robusto. Em seguida, a metodologia de superfície de resposta será abordada, dando ênfase aos arranjos do tipo composto central e combinado. Posteriormente, o erro quadrático médio multivariado, o método da interseção normal à fronteira e a análise fatorial serão discutidos, uma vez que se propõe uma adaptação destas metodologias para solucionar um problema de otimização não linear.

2.1 Projeto de Parâmetros Robusto

O projeto de parâmetros robusto (PPR) foi idealizado pelo engenheiro japonês Genechi Taguchi na década de 1980. Na perspectiva de Taguchi, as organizações industriais devem considerar, ao mesmo tempo, a média e a variância de uma ou mais características de qualidade específicas para reduzir as flutuações e melhorar a qualidade dos produtos e processos (MYERS *et al*., 2016; ZHOU *et al*., 2019).

O PPR é uma metodologia que foi desenvolvida para projetar produtos e processos de tal maneira que as variáveis de resposta não fossem influenciadas pelos fatores de ruído. Os ruídos são os responsáveis pelo aumento de variabilidade das variáveis de resposta do processo. Dessa forma, os níveis dos fatores controláveis devem ser definidos para otimizar uma determinada variável de saída (resposta) com a mínima sensibilidade aos fatores incontroláveis (ruídos) (CAMPOSECO-NEGRETE *et al*., 2016; KRISHNAIAH e SHAHABUDEEN, 2012; MYERS *et al*., 2016).

Box *et al*. (1988) afirmam que a metodologia de Taguchi facilitou a melhoria de processos e propuseram modelos PPR para investigar uma variedade de metodologias alternativas de otimização, fundamentadas em abordagens bem estabelecidas utilizando o projeto experimental e metodologia de superfície resposta (MSR).

Vining e Myers (1990) foram os primeiros a sugerir a abordagem dual-resposta utilizando a MSR como uma alternativa para a obtenção das funções de média e variância. Os autores propuseram um modelo de segunda ordem para a média (μ) e desvio-padrão (σ) separadamente, conforme Equações 2.1 e 2.2. Em seguida, as três condições do tipo (i) “valor alvo é melhor”; (ii) “quanto maior melhor” e (iii) “quanto menor melhor”, propostas por Taguchi, foram otimizadas. Na primeira condição, a média (μ) foi mantida em um valor alvo especificado em (μ_0) e a variância (σ^2) foi minimizada. Na segunda condição, a média (μ) foi maximizada, tornando-a maior possível, ao mesmo tempo em que

a variância (σ^2) foi controlada, e para a terceira condição a média (μ) foi minimizada, tornando-a menor possível, e neste caso a variância (σ^2) também foi controlada.

$$\omega_\mu = \beta_0 + \sum_{i=1}^{k} \beta_i x_i + \sum_{i=1}^{k} \beta_{ii} x_i^2 + \sum\sum_{i<j} \beta_{ij} x_i x_j + \varepsilon_\mu \tag{2.1}$$

$$\omega_\mu = \vartheta_0 + \sum_{i=1}^{k} \vartheta_i x_i + \sum_{i=1}^{k} \vartheta_{ii} x_i^2 + \sum\sum_{i<j} \vartheta_{ij} x_i x_j + \varepsilon_\sigma \tag{2.2}$$

Na maioria dos trabalhos de PPR, a escolha mais comum para otimização dual é a combinação de média, alvo e variância em uma única função objetivo que deve ser minimizada. Esta função é denominada Erro Quadrático Médio (LIN e TU, 1995; PAIVA *et al*., 2012; SHIN *et al.*, 2011). A partir dos conceitos apresentados por Vining e Myers (1990), outras abordagens foram realizadas para propor novas soluções que envolvem a otimização dual em problemas de projeto de parâmetros robusto.

Neste sentido, Köksoy e Yalcinoz (2006), Kim e Rhee (2003) e Lin e Tu (1995), propuseram a otimização da função erro quadrático médio utilizando os conceitos apresentados por Vining e Myers (1990), conforme Equação 2.3.

$$\begin{aligned} &Min\ EQM = \left(\omega_\mu - T\right)^2 + \omega_\sigma^2 \\ &Sujeito\ a: \mathbf{x}^T\mathbf{x} \le \rho^2 \end{aligned} \tag{2.3}$$

Copeland e Nelson (1996) apresentaram uma modificação em relação à modelagem de otimização proposta por Lin e Tu (1995). Neste caso, os autores propuseram minimizar a variância adicionando a restrição $\omega_\mu - T \le \Delta$, conforme Equação 2.4. Para resolver o problema de otimização foi utilizado o método denominado simplex de Nelder-Mead.

$$\begin{aligned} &Min\ \omega_\sigma^2 \\ &Sujeito\ a: \left(\omega_\mu - T\right)^2 \le \Delta^2 \end{aligned} \tag{2.4}$$

Onde: Δ é o desvio desejado para o valor alvo T.

Ding *et al*. (2004) propuseram o uso do erro quadrático médio ponderado (EQMP) para otimizar média e variância simultaneamente, utilizando pesos (w) para designar o grau de importância de cada uma das parcelas na função objetivo. A modelagem proposta pode ser descrita conforme Equação 2.5.

$$\begin{aligned} &Min\ EQMP = w\left(\omega_{\mu} - T\right)^2 + \left(1-w\right)\omega_{\sigma}^2 \\ &Sujeito\ a: \mathbf{x} \in \Omega \end{aligned} \tag{2.5}$$

Onde: **Ω** é a região experimental denominada "espaço de solução".

Jeong *et al*. (2005) também utilizaram o EQMP e propuseram um método sistemático para determinar os pesos (w). Neste caso, para cada linha do experimento, um vetor foi estabelecido, contendo os valores de $\left(\omega_{\mu}^{i} - T\right)^2$ e $\left(\omega_{\sigma}^{i}\right)^2$, denominado pelos pesquisadores de $\left(\boldsymbol{z}^{i}\right)$. O peso w foi definido conforme a ordenação em pares realizada pelos tomadores de decisão do processo. A definição de w foi efetuada analisando a influência de $\boldsymbol{z}^{i}$ na capacidade de processo, na proporção de rejeições e na perda da qualidade. Para ilustrar o método proposto, os autores utilizaram os dados coletados por Box e Draper (1987). Para solucionar o problema de otimização, foi utilizada a modelagem matemática, conforme Equação 2.6.

$$\begin{aligned} &Min\ EQMP = w\left(\omega_{\mu} - T\right)^2 + \left(1-w\right)\omega_{\sigma}^2 \\ &Sujeito\ a: -1 \le x_i \le 1,\ i = 1,2,3. \end{aligned} \tag{2.6}$$

Kim e Lin (2006) apresentaram uma abordagem para maximizar simultaneamente as funções "*desirability*" da média e desvio-padrão para múltiplas respostas. O objetivo foi identificar a melhor configuração das variáveis de controle (x) para satisfazer o problema de otimização multiobjetivo, conforme Equação 2.7.

$$\begin{aligned} &Max\left\{\lambda = \min\left|d_{\mu_1}\left(\omega_{\mu_1}\right),\ldots,d_{\mu_r}\left(\omega_{\mu_r}\right),d_{\sigma_1}\left(\omega_{\sigma_1}\right),\ldots,d_{\sigma_r}\left(\omega_{\sigma_r}\right)\right.\right\} \\ &Sujeito\ a: d_{\mu_j}\left(\omega_{\mu_j}\right) \ge \lambda,\ j = 1,2,\ldots,r \\ &\qquad\qquad d_{\sigma_j}\left(\omega_{\sigma_j}\right) \ge \lambda,\ j = 1,2,\ldots,r \end{aligned} \tag{2.7}$$

Onde:

$d_{\mu j}$ e $d_{\sigma j}$ são transformações das funções de média e desvio-padrão para uma escala adimensional variando entre 0 e 1.

Para realizar as modificações das respostas originais em adimensionais, aplica-se o método "*desirability*", utilizando as formulações analíticas específicas para cada sentido de otimização. Se a resposta é do tipo quanto maior melhor, utiliza-se a Equação 2.8.

$$d_i = \begin{cases} 0 & Y_i < L_i \\ \left[\dfrac{Y_i - L_i}{U_i - L_i}\right]^R & \mathrm{L}_i \le Y_i \le U_i \\ 1 & Y_i > U_i \end{cases} \tag{2.8}$$

Se a resposta é do tipo quanto “menor melhor”, deve-se realizar o cálculo conforme Equação 2.9.

$$d_i = \begin{cases} 0 & Y_i > U_i \\ \left[\dfrac{U_i - Y_i}{U_i - L_i}\right]^R & \mathrm{L}_i \le Y_i \le U_i \\ 1 & Y_i < L_i \end{cases} \tag{2.9}$$

Se a resposta é do tipo “atingir um alvo (T)”, utiliza-se o procedimento de cálculo conforme Equação 2.10.

$$d_i = \begin{cases} \left[\dfrac{Y_i - L_i}{T_i - L_i}\right]^R & \mathrm{L}_i \le Y_i \le T_i \\ \left[\dfrac{U_i - Y_i}{U_i - T_i}\right]^R & \mathrm{T}_i \le Y_i \le U_i \\ 0 & Y_i < L_i \text{ ou } Y_i > U_i \end{cases} \tag{2.10}$$

Sendo:

L_i e U_i são o maior e o menor valores aceitáveis para i-ésima variável de resposta.

T_i é o valor alvo

R é a predominância dos limites.

$\hat{Y}_i$ é variável de resposta.

Köksoy (2008) apresentou um método para otimizar múltiplas características de qualidade, com base no EQM, levando em consideração os conceitos de projeto de parâmetros robusto em que as variáveis de controle (x) e as variáveis de ruído (z) foram inseridos em um único arranjo denominado de matriz combinada. Neste caso, o autor definiu as funções do EQM de acordo com os objetivos decorrentes da filosofia de Taguchi.

Em situações em que a variável de resposta de interesse deve ser maximizada, os autores recomendaram utilizar a formulação analítica, conforme Equação 2.11.

$$EQM = \left\{ \mu_{\mathbf{z}} \left[\omega_{\mu}(\mathbf{x}) \right] \right\}^2 + \sigma_{\mathbf{z}}^2 \left[\omega_{\mu}(\mathbf{x}) \right] \tag{2.11}$$

Se a resposta de interesse é do tipo menor melhor, ou seja, precisa ser minimizada, os autores recomendaram realizar o cálculo conforme Equação 2.12.

$$EQM = -\left\{ \mu_{\mathbf{z}} \left[\omega_{\mu}(\mathbf{x}) \right] \right\}^2 + \sigma_{\mathbf{z}}^2 \left[\omega_{\mu}(\mathbf{x}) \right] \tag{2.12}$$

Para variáveis de resposta que se deseja atingir um alvo (T), os autores sugeriram a realizar o procedimento de cálculo conforme Equação 2.13.

$$EQM = \left\{ \mu_{\mathbf{z}} \left[\omega_{\mu}(\mathbf{x}) \right] - T \right\}^2 + \sigma_{\mathbf{z}}^2 \left[\omega_{\mu}(\mathbf{x}) \right] \tag{2.13}$$

Sendo que:

$\hat{\mu}_z[\omega_\mu(\mathbf{x})]$ e $\hat{\sigma}_z^2[\omega_\mu(\mathbf{x})]$ é o valor esperado e a variância, respectivamente, do modelo ajustado, via MSR, para a variável de resposta levando em consideração os fatores de controle (x) e de ruído (z).

Köksoy (2008) propôs a otimização envolvendo os múltiplos duais das variáveis de resposta analisadas no estudo de caso realizado por Romano *et al*. (2004), com adaptações. A formulação proposta pode ser observada conforme Equação 2.14.

$$\begin{aligned} &Minimizar\ EQM_j, i \neq j \\ &Sujeito\ a:\ EQM_i = EQM_{i_0} \\ &\mathbf{x} \in R \end{aligned} \tag{2.14}$$

Sendo:

$EQMM_{i_0}$ são os valores específicos estabelecidos para cada função do EQM.

R é a região de restrição que assegura que o vetor de solução($\mathbf{x}$)esteja dentro da região experimental.

Shin *et al*. (2011) apresentaram um problema de projeto robusto bi-objetivo, no qual, soluções ótimas de Pareto para duas características de qualidade (EQM_1 e EQM_2) foram obtidas, utilizando a formulação denominada Tchebycheff lexicográfico ponderado. O método ponderação de Tchebycheff apresentou uma vantagem significativa ao determinar soluções eficientes em regiões de soluções ótimas de Pareto não convexa, quando comparados com o método das somas ponderadas.

Brito *et al*. (2015) resolveram um problema PPR para um caso bi-objetivo em que foi analisada a influência dos parâmetros de corte (avanço por dente, velocidade de corte e da profundidade de corte axial e radial) e das variáveis de ruído (desgaste do flanco da ferramenta, concentração e vazão de fluido) nas rugosidades R_a e R_t durante o fresamento de topo do aço AISI 1045. O arranjo

combinado foi escolhido como projeto experimental e as funções do EQM foram estabelecidas empregando o princípio da propagação de erro, tal como descrito por Montgomery (2017). As soluções ótimas de Pareto foram obtidas utilizando o método das somas ponderadas. Experimentos de confirmação foram projetados levando em consideração apenas as variáveis de ruído e o *setup* ótimo configurado na máquina-ferramenta. Os resultados mostraram que as variáveis de ruído deixaram de ser significativas e, consequentemente, passaram a não mais exercer influência sobre o aumento da variância do processo.

Segundo Taguchi (1986), o projeto de parâmetros robusto é uma abordagem que determina as configurações ideais das variáveis de processo, combinando projeto de experimentos com algum tipo de algoritmo de otimização. O termo "robusto" é utilizado porque torna o processo menos sensível à ação de variáveis de ruído, melhorando o controle da variabilidade e refinando a correção de viés, que é a diferença entre a média de processo e um valor alvo. O arranjo cruzado foi inicialmente utilizado por Taguchi para combinar uma matriz interna contendo as variáveis de controle e uma matriz externa formada pelas variáveis de ruído (BRITO *et al*., 2015; KWON, 2017; PEREIRA *et al*., 2018; RODRIGUES *et al*., 2019).

Uma das desvantagens de se utilizar a matriz cruzada proposta por Taguchi é a sua incapacidade de medir a interação entre as variáveis de controle e de ruído, por não haver uma quantidade suficiente de réplicas em cada cruzamento do binômio controle-ruído (PEREIRA *et al*., 2018). Ademais, o cruzamento de dois arranjos gera a necessidade de um número de réplicas igual ao número de experimentos do arranjo externo para cada condição experimental da matriz de controle. Para superar esta desvantagem e se obter estimativas razoáveis das interações com a mínima quantidade de experimentos, Welch *et al*. (1990) propuseram a utilização de um arranjo, como uma abordagem alternativa à matriz cruzada, em que as variáveis de controle e ruído estão combinadas em uma única matriz. Neste tipo de arranjo, a variável de ruído é considerada como uma variável de controle, de modo que o número de variáveis para gerar o arranjo experimental seja igual a $k = x + z$, onde x é o número de variáveis controláveis e z, o número de variáveis de ruído. Devido às dificuldades de experimentações envolvendo os níveis axiais das variáveis de ruído, estes pontos são desconsiderados para estimar os coeficientes do modelo $y = f(\mathrm{x}, \mathrm{z})$ (MONTGOMERY, 2017; QUESADA e DEL CASTILLO, 2004; VINING, 1998; VINING e MYERS, 1990).

Tratando-se da estimativa dos coeficientes utilizando o Método dos Mínimos Quadrados Ordinários (OLS), a metodologia de superfície de resposta (MSR) é empregada em diversos problemas de otimização, inclusive para os casos envolvendo os conceitos de PPR. Segundo Myers

et al. (2016), a MSR é uma coleção de técnicas matemáticas e estatísticas que são úteis para modelar e analisar problemas nos quais as respostas de interesse são influenciadas pelas variáveis de controle e o objetivo é otimizar essas respostas. Maiores detalhes a respeito da metodologia de superfície de resposta serão apresentados no próximo tópico.

2.2 Metodologia de superfície de resposta

De acordo com Myers *et al*. (2016) a Metodologia de Superfície de Resposta (MSR) é uma coleção de ferramentas matemáticas e estatísticas utilizadas para modelar e analisar problemas para os quais desejamos que as variáveis de respostas (y) sejam influenciadas por algumas variáveis independentes (x).

A MSR é capaz de determinar os efeitos e a interação entre as variáveis de entrada e as de saída de um processo específico. Para isso, é necessário que se projete uma série de experimentos e coleta de dados. Em seguida, constroem-se os modelos de superfícies de reposta para a validação e otimização (MOHAMMED *et al*., 2018).

A MSR é uma técnica capaz de relacionar as respostas de um processo $(y_1, y_2, \dots, y_z)$ com suas variáveis de entrada e independentes $(x_1, x_2, \dots, x_z)$, com o objetivo de maximizar ou minimizar os valores de y, por meio de equações polinomiais e que geralmente são de primeira e segunda ordem (GHOSH *et al*., 2019).

Um polinômio de baixa ordem pode ser aplicado para qualquer região de interesse. Se a resposta for bem modelada por uma função linear de variáveis independentes, então uma boa função de aproximação a ser utilizada será o modelo de primeira ordem, conforme Equação 2.15 (MONTGOMERY, 2017).

$$y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \cdots + \beta_k x_k + \varepsilon \tag{2.15}$$

Onde:

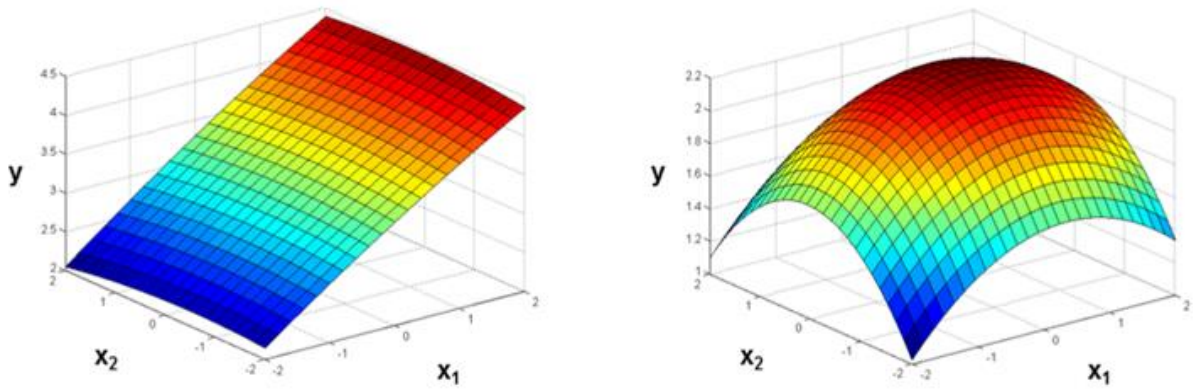
$x_1, x_2, \dots, x_k$ são as variáveis independentes; $\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_k$ são os coeficientes do modelo; k é o número de variáveis independentes e ε é o erro observado na resposta $\hat{y}$.

Se o modelo de superfície de resposta apresentar curvatura, então uma função de segunda ordem pode ser utilizada, conforme Equação 2.16.

$$y = \beta_0 + \sum_{i=1}^{k} \beta_i x_i + \sum_{i=1}^{k} \beta_{ii} x_i^2 + \sum\sum_{i<j} \beta_{ij} x_i x_j + \varepsilon \tag{2.16}$$

Uma representação da superfície de resposta, seja para um modelo de primeira ou de segunda ordem, contendo duas variáveis independentes para x_1 e x_2 pode ser observado na Figura 2.1.

Figura 2.1 - Superfície de resposta: (a) modelo linear; (b) modelo com curvatura



(a) (b)

Fonte: Brito (2015)

Segundo Box e Draper (2007), os dois modelos referidos - de primeira ordem para sistemas sem curvatura, e de segunda ordem para sistemas com curvatura - representam quase todos os problemas relacionados à superfície de respostas.

O método dos mínimos quadrados ordinários (OLS – *Ordinary Least Squares*) é utilizado para estimar os parâmetros β_i dos modelos de uma regressão que minimizam a soma dos quadrados dos erros ε_i. Ou seja, o que se deseja é encontrar o vetor estimado dos mínimos quadrados de $\widehat{\boldsymbol{\beta}}$ que minimize a função L, que pode ser expressa em termos de notação matricial, conforme Equação 2.17 (MYERS *et al*., 2016).

$$L = \sum_{i=1}^{n} \varepsilon_i^2 = \boldsymbol{\varepsilon}^T \times \boldsymbol{\varepsilon} = \left(\mathbf{y} - \mathbf{X}\boldsymbol{\beta}\right)^T \times \left(\mathbf{y} - \mathbf{X}\boldsymbol{\beta}\right) \tag{2.17}$$

Onde:

$$\mathbf{y} = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_n \end{bmatrix}, \mathbf{X} = \begin{bmatrix} 1 & x_{11} & x_{12} & \cdots & x_{1k} \\ 1 & x_{21} & x_{22} & \cdots & x_{2k} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & x_{n1} & x_{n2} & \cdots & x_{nk} \end{bmatrix}, \boldsymbol{\beta} = \begin{bmatrix} \beta_o \\ \beta_1 \\ \vdots \\ \beta_k \end{bmatrix}, \text{ e } \boldsymbol{\varepsilon} = \begin{bmatrix} \varepsilon_1 \\ \varepsilon_2 \\ \vdots \\ \varepsilon_k \end{bmatrix},$$

$\boldsymbol{y}$ é a matriz da variável dependente com dimensão $(n \times 1)$.

$\boldsymbol{X}$ é a matriz das variáveis independentes com dimensão $(n \times k)$.

$\boldsymbol{\beta}$ é a matriz dos coeficientes de regressão para o modelo com dimensão $(k \times 1)$.

$\boldsymbol{\varepsilon}$ é a matriz dos erros aleatórios $(n \times 1)$.

Sendo n a quantidade de experimentos a ser executado e k é o número de variáveis independentes.

A função L, multiplicando os dois fatores (de acordo com a Equação 2.17), pode ser reescrita como:

$$L = \mathbf{y}^T\mathbf{y} - \boldsymbol{\beta}^T\mathbf{X}^T\mathbf{y} - \mathbf{y}^T\mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + \boldsymbol{\beta}^T\mathbf{X}^T\mathbf{X}\boldsymbol{\beta} \tag{2.18}$$

Como $\boldsymbol{\beta}^T\boldsymbol{X}^T\boldsymbol{y}$ é uma matriz (1×1), ou simplesmente um escalar, e a sua transposta $(\boldsymbol{\beta}^T\boldsymbol{X}^T\boldsymbol{y})^T = \boldsymbol{y}^T\boldsymbol{X}\boldsymbol{\beta}$ que também é um escalar, a Equação 2.18 pode ser reescrita como:

$$L = \mathbf{y}^T\mathbf{y} - 2\boldsymbol{\beta}^T\mathbf{X}^T\mathbf{y} + \boldsymbol{\beta}^T\mathbf{X}^T\mathbf{X}\boldsymbol{\beta} \tag{2.19}$$

Os estimadores de mínimos quadrados devem satisfazer:

$$\left.\frac{\partial L}{\partial \beta}\right|_{\boldsymbol{\beta}} = -2\mathbf{X}^T\mathbf{y} + 2\mathbf{X}^T\mathbf{X}\boldsymbol{\beta} = 0$$

Simplificando o resultado da derivada parcial em relação à $\widehat{\boldsymbol{\beta}}$ obtêm-se:

$$\mathbf{X}^T\mathbf{X}\boldsymbol{\beta} = \mathbf{X}^T\mathbf{y} \tag{2.20}$$

Para estabelecer o estimador de mínimos quadrados de β, o $\widehat{\boldsymbol{\beta}}$, é necessário multiplicar por $(\mathbf{X}^{\mathrm{T}}\mathbf{X})^{-1}$ ambos os membros da Equação 2.20. Realizando esta operação, é possível estabelecer os coeficientes dos modelos de regressão, conforme a Equação 2.21 (MYERS *et al.*, 2016).

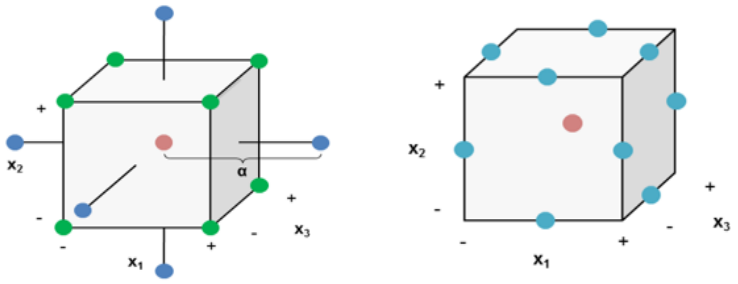
$$\boldsymbol{\beta} = \left(\mathbf{X}^T\mathbf{X}\right)^{-1}\mathbf{X}^T\mathbf{y} \tag{2.21}$$

Para a modelagem das funções de superfície de resposta, o arranjo experimental mais utilizado, para a coleta dos dados, é o arranjo composto central (*Central Composite Design – CCD*). Uma representação esquemática desse arranjo para três variáveis de controle é apresentada na Figura 2.2 (a). Percebe-se que, o arranjo possui níveis que ultrapassam os limites superior e inferior definidores do arranjo fatorial completo (um cubo, no caso). Dessa forma, deduz-se que este arranjo só é adequado para aquelas situações nas quais tal extrapolação de níveis seja viável e segura. Na impossibilidade de se executar experimentos com níveis fora da região fatorial, pode-se alterar o valor da distância axial ou empregar um arranjo do tipo Box-Behnken, conforme apresentado na Figura 2.2 (b). Este tipo de arranjo utiliza pontos centrais e combinações de pontos médios da face (KHAWAJA *et al.*, 2021; OLIVEIRA *et al.*, 2020; PAIVA *et al.*, 2012).

O CCD apresenta 2^k pontos fatoriais, $2k$ pontos axiais e n_c pontos centrais. Dois parâmetros são importantes e devem ser determinados no projeto de experimentos: o primeiro é a distância dos pontos

axiais em relação ao centro do arranjo α e o segundo é o número de pontos centrais n_c, sendo recomendável de três a cinco pontos (MONTGOMERY, 2017).

Figura 2.2 - Arranjos experimentais de superfície de resposta: a) CCD; b) Box-Behnken



(a) (b)

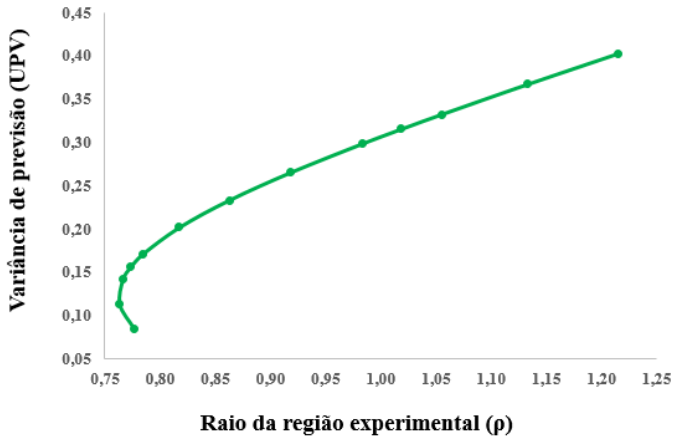
Fonte: Montgomery (2013)

O cálculo de α depende das k variáveis utilizadas no experimento e seu valor define uma propriedade importante no projeto CCD que é a rotacionalidade do arranjo. Para estabelecer o valor de α utiliza-se a Equação 2.22.

$$\alpha = \sqrt[4]{2^k} \tag{2.22}$$

A rotacionalidade fornece uma boa previsibilidade em toda região de interesse, em função da variância de previsão, para a resposta ser constante em todos os pontos que estão a mesma distância do centro do arranjo experimental. Segundo Borkowski (1995) a variância de previsão pode ser utilizada como critério único para avaliar a eficiência de modelos quadráticos e pode ser determinada analiticamente em função do raio (α) e dos parâmetros do projeto experimental. O autor mostrou, analiticamente e graficamente, que a variância de previsão muda de acordo com α, conforme Figura 2.3.

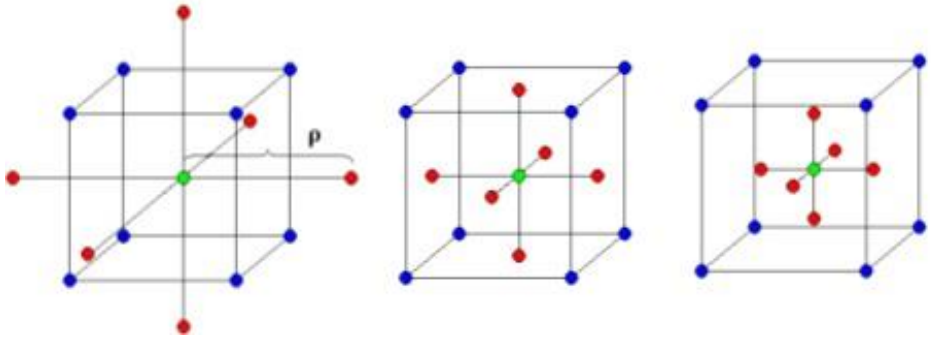
Figura 2.3 - Curva da variância de previsão x raio da região experimental



Fonte: Adaptado Rocha (2017)

Além disso, em função da localização dos pontos axiais (que também dependem de α), os arranjos podem ser classificados em circunscritos, inscritos ou de face centrada, como pode ser observado na Figura 2.4 (MONTGOMERY, 2017; MYERS *et al*., 2016).

Figura 2.4 - Tipos de CCD: (a) Circunscrito; (b) Face Centrada; (c) Inscrito



(a) (b) (c)

Fonte: Montgomery (2013)

2.2.1 Arranjo combinado

Segundo Robinson e Anderson-Cook (2012), o PPR procura atender a dois objetivos principais: (i) a média deve estar próxima ao alvo do processo (T), (ii) a variação ou dispersão da resposta deve ser a menor possível, refletindo a robustez do processo à ação dos fatores incontroláveis (ruídos).

O PPR é um método eficiente para melhorar a qualidade de produtos e processos e tem como principal objetivo garantir a robustez do sistema em termos de qualidade, produtividade e confiabilidade a um baixo custo (GIJO e SCARIA, 2012).

No PPR proposto por Taguchi, os fatores de controle são atribuídos a uma “matriz interna” e os fatores de ruído a uma “matriz externa”. Entretanto, Myers *et al*. (1992), após uma revisão na literatura, concluíram que a utilização destas matrizes ignora a economia de custos nos projetos experimentais quando comparados em situações em que os fatores de ruídos são inseridos no arranjo juntamente com os fatores de controle. A associação dos fatores de controle e ruído em uma única matriz é denominada de arranjo combinado.

A abordagem da matriz combinada permite fornecer estimativas separadas de média e variância para a variável de resposta, além de oferecer mais flexibilidade para estabelecer as interações entre os fatores de controle e ruído (KÖKSOY, 2008). Segundo Montgomery (2017), a interação entre os fatores de controle e de ruído é importante em um problema de projeto robusto. O principal objetivo do PPR é fornecer informações, aos tomadores de decisão, que lhes permitam determinar as configurações para os fatores de controle, reduzindo a variabilidade transmitida à variável de resposta

causada pelos fatores de ruído (ROBINSON *et al.*, 2004). A utilização de um modelo para a resposta que inclua ambas as variáveis e suas interações se torna importante e de interesse para este tipo de planejamento experimental (MONTGOMERY, 2013).

Um modelo capaz de relacionar as variáveis de controle, ruído e suas interações podem ser estabelecidos conforme Equação 2.23.

$$\mathbf{y} = f\left(\mathbf{x}, \mathbf{z}\right) \tag{2.23}$$

Onde:

$\boldsymbol{y}$ é o conjunto de características de qualidades ou desempenhos associadas a um produto.

$\boldsymbol{x}$ é o conjunto dos fatores controláveis.

$\boldsymbol{z}$ é o conjunto dos fatores incontroláveis.

Uma aproximação do modelo de primeira ordem envolvendo as variáveis controláveis (x) e as de ruídos (z) pode ser definida conforme Equação 2.24 (AGGRAWAL e KAUL, 1999; MONTGOMERY, 2013).

$$y = \beta_0 + \sum_{i=1}^{k} \beta_i x_i + \sum_{j=1}^{s} \gamma_j z_j + \sum_{i=1}^{k} \sum_{j=1}^{s} \delta_{ij} x_i z_j + \varepsilon \tag{2.24}$$

Para um modelo de segunda ordem, a expressão poder ser definida conforme Equação 2.25.

$$\begin{aligned} y = \beta_0 &+ \sum_{i=1}^{k} \beta_i x_i + \sum_{i=1}^{k} \beta_{ii} x_i^2 + \sum_{i<j}\sum \beta_{ij} x_i x_j + \sum_{j=1}^{s} \gamma_j z_j + \sum_{j=1}^{s} \gamma_{jj} z_j^2 + \sum_{i<j}\sum \gamma_{ij} z_i z_j + \\ &+ \sum_{i=1}^{k} \sum_{j=1}^{s} \delta_{ij} x_i z_j + \varepsilon \end{aligned} \tag{2.25}$$

Onde:

y é a resposta de interesse.

$x_1, x_2, \ldots, x_k$ são os k fatores controláveis.

$z_1, z_2, \ldots, z_s$ são os s fatores incontroláveis.

$\beta_0, \beta_i, \beta_{ii}, \beta_{ij}, \gamma_i, \gamma_{ij}$ e δ_{ij} são os coeficientes estimados via OLS.

ε é o erro experimental.

Segundo Montgomery (2017), para dois fatores controláveis x_1 e x_2, e somente um fator de ruído z_1, o modelo de primeira ordem pode ser escrito conforme Equação 2.26.

$$y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \beta_{12} x_1 x_2 + \gamma_1 z_1 + \delta_{11} x_1 z_1 + \delta_{21} x_2 z_1 + \varepsilon \tag{2.26}$$

Segundo Montgomery (2017), se pelo menos δ_{11} ou δ_{21} for diferente de zero, a condição de projeto robusto não é satisfeita. Assumindo que o valor esperado das variáveis de ruído é igual a zero, variância $(\sigma_z^2) = 1$ e covariância igual a zero, então o valor esperado para o valor de y é calculado conforme Equação 2.27.

$$E(y) = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \beta_{12} x_1 x_2 \tag{2.27}$$

Para encontrar um modelo de variância da resposta y, utiliza-se a abordagem de transmissão de erro por meio da expansão de y em uma série de Taylor de primeira ordem em torno de $z_1 = 0$, conforme Equação 2.28.

$$\begin{aligned} y &\cong y_{z=0} + \frac{dy}{dz_1}(z_1 - 0) + R + \varepsilon \\ &\cong \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \beta_{12} x_1 x_2 + (\gamma_1 + \delta_{11} x_1 + \delta_{21} x_2) z_1 + R + \varepsilon \end{aligned} \tag{2.28}$$

Como R é o termo restante da série de Taylor, é usual na prática, ignorá-lo. Portanto, a variância do modelo de um arranjo combinado para duas variáveis de controle e uma variável de ruído pode ser observada na Equação 2.29.

$$V_z(y) = \sigma_z^2 (\gamma_1 + \delta_{11} x_1 + \delta_{21} x_2)^2 + \sigma^2 \tag{2.29}$$

A partir das expressões de média $[E_z(y)]$ e variância $[V_z(y)]$ para a variável de resposta de interesse, pode-se notar que:

1. Os modelos de média e variância dependem somente das variáveis de controle.
2. O modelo de variância envolve as variáveis de controle, a interação das variáveis de controle e de ruído pelos coeficientes de regressão, mostrando como o ruído influencia na resposta.
3. O modelo de variância é uma função quadrática das variáveis de controle.
4. A variância do modelo (σ^2) é apenas o quadrado da inclinação de ajuste do modelo de resposta na direção da variável de ruído.

Para utilizar as expressões matemáticas citadas anteriormente é necessário:

1. Realizar um experimento que melhor se adapte a um modelo de resposta apropriada, tal como. $y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \beta_{12} x_1 x_2 + \gamma_1 z_1 + \delta_{11} x_1 z_1 + \delta_{21} x_2 z_1 + \varepsilon$.
2. Substituir os coeficientes de regressão desconhecidos nos modelos de média e variância com os seus mínimos quadrados estimados a partir do modelo de resposta e substituir (σ^2) no modelo de variância pelo erro quadrático residual, encontrado ao ajustar o modelo analítico da variável de resposta.

Para generalizar os resultados apresentados, suponha que existem k variáveis controláveis e r variáveis de ruído. Um modelo geral envolvendo estas variáveis pode ser escrita conforme Equação 2.30.

$$y(\mathbf{x},\mathbf{z}) = f(\mathbf{x}) + h(\mathbf{x},\mathbf{z}) + \varepsilon \tag{2.30}$$

Onde:

$f(\boldsymbol{x})$ é a parcela do modelo que envolve as variáveis controláveis.

$h(\mathbf{x},\mathbf{z})$ é a parcela do modelo que envolve os efeitos principais das variáveis de ruído e as interações entre as variáveis de controle e ruído. Normalmente a estrutura de $h(\mathbf{x},\mathbf{z})$ pode ser modelada conforme Equação 2.31.

$$h(\mathbf{x},\mathbf{z}) = \sum_{i=1}^{r} \gamma_i z_i + \sum_{i=1}^{k}\sum_{j=1}^{r} \delta_{ij} x_j z_j \tag{2.31}$$

A média para o modelo generalizado para a resposta é determinada conforme Equação 2.32.

$$E_z\left[y(\mathbf{x},\mathbf{z})\right] = f(\mathbf{x}) \tag{2.32}$$

A variância do modelo é dada pela Equação 2.33.

$$V_z\left[y(\mathbf{x},\mathbf{z})\right] = \left\{\sum_{i=1}^{r}\left[\frac{\partial y(\mathbf{x},\mathbf{z})}{\partial z_i}\right]^2 \sigma_{z_i}^2\right\} + \sigma^2 \tag{2.33}$$

Muitos trabalhos foram realizados aplicando os conceitos de projeto de parâmetros robusto, arranjo composto central e matriz combinada para estabelecer as condições ótimas em diversos processos de usinagem.

Neste contexto, Paiva *et al.* (2014) utilizaram a abordagem do PPR combinada com a metodologia de superfície de resposta e análise de componentes principais (ACP) para um caso bivariado no torneamento do aço AISI 52100. Os fatores de controle selecionados foram velocidade de corte, taxa de avanço e profundidade de corte. Como fator de ruído foi escolhida a dureza do material. As rugosidades R_a e R_y foram as variáveis de resposta definidas para avaliar o desempenho do processo. Os resultados obtidos nos experimentos mostraram a eficiência da abordagem empregada e foi possível verificar, por meio de ensaios de confirmação, a robustez do processo.

Brito *et al.* (2015) propuseram uma evolução metodológica e apresentaram a abordagem denominada Erro Quadrático Médio Ponderado (EQMP) para otimizar o processo de fresamento do aço AISI 1045. Para validar a metodologia proposta, foram utilizados os fatores controláveis, os fatores de ruído e as variáveis de resposta. Os resultados obtidos confirmaram a efetividade do método apresentado, além de verificar a robustez do processo.

Lopes *et al.* (2016) combinaram os conceitos de projeto de parâmetros robusto, análise de componente principal e o método da interseção normal a fronteira - denominada otimização de parâmetros robusto - baseado no método da interseção normal a fronteira multivariada, com objetivo de encontrar soluções ótimas de Pareto igualmente espaçadas capazes de neutralizar os efeitos dos fatores de ruído no processo de fresamento. Como evolução da abordagem metodológica, proposta na pesquisa, os autores utilizaram os dados técnicos e experimentais de Brito *et al.* (2014). Empregando o arranjo ortogonal de Taguchi L9, foi possível verificar a robustez do processo de acordo com os intervalos de confiança tanto da média quanto do desvio padrão das variáveis de resposta coletadas durante os ensaios de confirmação.

Pereira *et al.* (2018) desenvolveram a modelagem robusta e multivariada para otimizar os parâmetros do processo de fresamento helicoidal da liga de alumínio Al 7075. A velocidade de corte e os avanços axial e tangencial por dente foram selecionadas como fatores controláveis do processo. O comprimento em balanço foi definido como fator de ruído. As forças de corte axial e radial foram as variáveis de resposta utilizadas para avaliar o desempenho do processo e a análise de componentes principais e o método da interseção normal à fronteira foram aplicadas para estabelecer os pontos ótimos de Pareto. Os resultados experimentais confirmaram a robustez do processo em relação ao comprimento em balanço da ferramenta.

Rodrigues *et al.* (2019) analisaram o alargamento de furos na liga de alumínio Al 7075 durante a operação de fresamento helicoidal. Para avaliar a qualidade dos furos foram mensuradas a força radial, a circularidade e as rugosidades R_a e R_t. Como fatores controláveis foi selecionado velocidade de corte e os avanços axial e tangencial por dente, e como fator de ruído, o comprimento em balanço da ferramenta. Para estabelecer o conjunto de pontos ótimos, foram utilizados os conceitos de projeto parâmetro robusto, o erro quadrático médio e o método da interseção normal a fronteira. Os resultados experimentais mostraram que a robustez do processo foi garantida, em relação à variável de ruído, e os valores previstos na otimização foram alcançáveis durante o fresamento helicoidal.

Arruda *et al.* (2019) combinaram as metodologias de projeto parâmetros robusto, superfície de resposta, método da interseção normal à fronteira e o erro quadrático médio para otimizar a rugosidade R_a durante o fresamento de topo esférico do aço AISI H13. Os fatores controláveis foram as profundidades de corte radial e axial, o avanço por dente, e a velocidade de corte. Como fatores de ruído foram selecionados o comprimento em balanço, o ângulo de inclinação da peça, o desgaste de flanco da ferramenta, e a estratégia de corte. A rugosidade R_a nas direções de corte e avanço foram mensuradas durante os experimentos. Os resultados mostraram que o conjunto dos pontos ótimos de

Pareto foram convexos e equiespaçados, além de garantir a robustez ao processo de fresamento de topo esférico.

Vieira *et al.* (2021) realizaram uma otimização multiobjetivo robusta e evolucionária durante o mandrilamento do aço AISI 4130. O avanço, a velocidade de corte e a posição de fixação da peça em relação à máquina-ferramenta foram os fatores controláveis do processo. O comprimento em balanço e a profundidade dos furos foram definidas como fatores de ruído. A rugosidade R_a, a circularidade e a taxa de remoção foram as variáveis de resposta utilizadas para avaliar o processo. O algoritmo genético foi empregado para determinar os alvos (T) para R_a e circularidade. Posteriormente o erro quadrático médio dessas variáveis foram estabelecidos. A otimização multiobjetivo evolutiva robusta foi elaborada utilizando duas abordagens evolucionárias, o NSGA-II (*Non-dominated sorting genetic algorithm II*) e MOPSO-CD (*Multi-objective particle swarm optimization with crowding distance*). Os modelos robustos para R_a, circularidade e taxa de remoção, ao serem otimizadas, permitiram determinar um conjunto de soluções ótimas capazes de neutralizar as ações das variáveis de ruído no desempenho do processo.

Em se tratando de modelagens robustas, considerando correlações entre as respostas, o erro quadrático médio multivariado (EQMM) vem sendo aplicado em muitos problemas de otimização multiobjetivo. A função aglutinadora permite considerar a natureza multivariada e os sentidos de otimização entre as variáveis de saída de um processo. Maiores detalhes a respeito da metodologia EQMM serão apresentados no próximo tópico.

2.3 Erro Quadrático Médio Multivariado

O EQM é utilizado para aproximar a média em relação a um alvo estabelecido (T) e reduzir a variância para um determinado processo. Existindo correlação entre duas ou mais variáveis de resposta, há um aperfeiçoamento da função EQM proposto por Paiva *et al*. (2009), na tentativa de emular o EQM tradicional, substituindo as funções objetivo originais por superfícies de resposta de escores de componentes principais e adotando a variância igual ao autovalor do respectivo componente. Esta nova abordagem foi denominada pelos autores de Erro Quadrático Médio Multivariado (EQMM).

2.3.1 Otimização baseada no erro quadrático médio multivariado

Nos processos de usinagem ou quaisquer processos de manufatura, dois objetivos principais devem ser considerados e alcançados. O primeiro é a distância entre o valor real e o desejado, o

segundo é a redução da variância para uma dada característica crítica de qualidade (HARRY e SCHROEDER, 2000).

Lin e Tu (1995) apresentaram uma abordagem em que a média e variância de um processo podem ser otimizadas utilizando uma função aglutinadora denominada erro quadrático médio, conforme Equação 2.34. O objetivo é minimizar a distância da média em relação a um alvo (T), estabelecido, e ao mesmo tempo reduzir a variabilidade (σ^2) para um determinado processo.

$$EQM = \left(y(\mathbf{x}) - T \right)^2 + \sigma^2(\mathbf{x}) \tag{2.34}$$

Em situações que é necessário realizar a otimização multiobjetivo, pode ser atribuído um peso (w) para cada função EQM, definindo o grau de importância de cada uma delas, na função objetivo global e que pode ser descrita, conforme Equação 2.35 (BRITO *et al.*, 2014; KÖKSOY, 2006).

$$EQM_T = \sum_{i=1}^{p} w_i EQM_i = \sum_{i=1}^{p} w_i \times \left[\left(y_i(\mathbf{x}) - T_i \right)^2 + \sigma_i^2(\mathbf{x}) \right] \tag{2.35}$$

Como extensão da aplicação do EQM para resolver problemas multiobjetivos, Paiva *et al.* (2009) propuseram uma nova modelagem denominada erro quadrático médio multivariado (EQMM). Para analisar as correlações entre as respostas utilizadas na avaliação do processo de torneamento do aço endurecido AISI 52100, os autores utilizaram os conceitos do EQM e adaptaram para o caso multivariado, aplicando a análise de componentes principais (ACP), conforme Equação 2.36.

$$EQMM_i = \left(PC_i - \zeta_{PC_i} \right)^2 + \lambda_i \tag{2.36}$$

Onde:

PC_i É um modelo de segunda ordem ajustado;

ζ_{PC_i} é o valor alvo da i-ésima componente principal (PC_i);

λ_i é o autovalor associado à i-ésima componente principal;

$$\zeta_{PC_i} = \sum_{i=1}^{p} \sum_{j=1}^{q} \mathbf{e}_{ij} \left[Z\left(Y_p / \zeta_{Y_P} \right) \right].$$

Sendo:

$\boldsymbol{e_{ij}}$ é o conjunto de autovetores associados à *i*-ésima componente principal;

ζ_{Yp} é o alvo de cada p variável de resposta (Y_p);

$Z\left(Y_p / \zeta_{Y_P} \right)$ é a normal padronizada da variável de resposta em relação ao seu alvo (T).

Novas aplicações e adaptações, em relação ao EQMM foram realizadas para aperfeiçoar e melhorar as otimizações dos parâmetros empregados nos processos de usinagem.

Gomes (2010) empregou o EQMM ponderado e ACP para otimizar os parâmetros no processo de soldagem de revestimentos em chapas de aço carbono ABNT 102, utilizando arames tubulares de aço inoxidável ABNT 316L. Os resultados mostraram que todos os parâmetros foram significativos e a estratégia de ponderação adotada permitiu estabelecer os pontos ótimos do processo.

Salgado Jr. (2010) utilizou EQMM e os conceitos de PPR para otimizar as variáveis de resposta analisadas durante o torneamento do aço ABNT 12L14. Neste trabalho, foi utilizado o arranjo cruzado e análise de componentes principais para auxiliar na determinação de uma solução de compromisso entre as variáveis de resposta. Os resultados obtidos foram satisfatórios, demonstrando a viabilidade do método proposto.

Lopes (2011) aplicou o EQMM e AF com rotação Varimax no conjunto de dados do torneamento do aço AISI 52100, para estabelecer a solução ótima. Os resultados obtidos mostraram que os ajustes de R^2(ajust) do modelo matemático desenvolvido foi acima de 85% e as soluções encontradas estavam próximas dos alvos estabelecidos para as variáveis de resposta do processo.

Paiva *et al*. (2012) utilizaram o EQMM e PPR para otimizar as variáveis de controle durante o torneamento do aço endurecido AISI 52100, utilizando ferramenta cerâmica mista *wiper*. Os resultados teóricos e experimentais confirmaram a qualidade do método de otimização robusta com melhores soluções que as encontradas em relação à otimização individual.

Paiva *et al*. (2012) aplicaram o EQMM na otimização do processo de solda por arco elétrico com arames tubulares (FCAW - *flux cored arc welding*). O EQMM possibilitou atender os limites especificados para todas as respostas, sem exceder a restrição do espaço experimental, e apresentaram erros percentuais bastante satisfatórios em relação aos experimentos de confirmação.

Gomes *et al*. (2013) propuseram o erro quadrático médio multivariado ponderado (WEQMM) para otimizar o processo FCAW na aplicação de revestimento de um aço inoxidável. Os autores desenvolveram um procedimento que integrou a análise de componentes principais e metodologia de superfície de resposta. Os resultados dos parâmetros ótimos foram confirmados e garantiram a deposição de revestimento livre de defeitos, geometria desejada e com bons índices de produtividade, utilizando a seguinte função objetivo:

$$WEQMM_T = \sum_{i=1}^{m} \left\{ \frac{\upsilon_i}{\upsilon_T} \left[\left(PC_i^* - \zeta_{PC_i}^* \right)^2 + \lambda_i^* \right] \right\}, m \leq p \qquad (2.37)$$

Onde:

m o número de componentes principais;

p é o número de respostas;

v_i é o grau de explicação para a i-ésima componente principal, tal que $\sum v_i = v_T$;

PC_i^* é a função de superfície de resposta para a i-ésima componente principal obtida com as respostas ponderadas;

$\zeta_{PC_i}^*$ é o alvo para a i-ésima componente principal obtida das respostas ponderadas;

λ_i^* é o autovalor da i-ésima componente principal obtida das respostas ponderadas.

Paiva *et al.* (2014) aplicaram o EQMM, a ACP e PPR utilizando o arranjo combinado, nas variáveis de resposta utilizadas para avaliar o torneamento do aço AISI 52100. Para validar a proposta, os autores realizaram uma otimização bi-objetivo e os resultados teóricos e experimentais foram convergentes e confirmaram a eficácia do método.

Campos (2015) aplicou a metodologia de análise de envoltória de dados (DEA – *Data Envelopment Analysis*) para selecionar a melhor ferramenta dentre as sete utilizadas no processo de torneamento do aço ABNT H13 endurecido. O WEQMM e análise de componentes de principais foram empregados para otimizar as variáveis utilizadas no processo. Os resultados da otimização para cada ferramenta foram comparados utilizando o modelo gerado pelo DEA e que permitiu selecionar as melhores ferramentas de corte utilizadas no torneamento do material. Os resultados obtidos e as análises foram consideradas adequadas, comprovando a viabilidade das metodologias propostas.

Costa *et al.* (2016) adaptaram o método da interseção normal à fronteira (NBI) e EQMM, criando uma abordagem híbrida denominada NBI-EQMM para otimizar o fresamento de topo do aço AISI 1045. Nesta abordagem, foi realizada um procedimento que integrou a análise de componentes principais com a metodologia de superfície de resposta para modelar e agrupar as seis respostas (R_a, R_y, R_z, R_q, R_t e MRR). Os resultados teórico e experimental mostraram que as soluções encontradas pelo método NBI-EQMM foram adequadas. As modelagens propostas pelos autores podem ser visualizadas conforme Equações 2.38 e 2.39.

$$EQMM_i = \sum_{i=1}^{p} \left[\left(PC_i - \zeta_{PC_i} \right)^2 + \lambda_{PC_i} \right] \tag{2.38}$$

$$\begin{aligned} \overline{f_1(x)} &= \overline{EQMM_1(x)} = \frac{EQMM_1(x) - EQMM_1^U}{EQMM_1^N - EQMM_1^U} \\ \overline{f_2(x)} &= \overline{EQMM_2(x)} = \frac{EQMM_2(x) - EQMM_2^U}{EQMM_2^N - EQMM_2^U} \end{aligned} \tag{2.39}$$

Pereira *et al*. (2016) utilizaram análise de componentes principais, o EQMM e o método do índice global multivariado para otimizar as rugosidades R_a, R_y, R_z, R_q e R_t, mensuradas durante o fresamento de topo do aço ABNT 1045. Os resultados mostraram que as médias das respostas originais pertenceram ao intervalo de confiança é muito próximo do valor ajustado em relação ao ponto ótimo estabelecido pelos métodos empregados na pesquisa.

Lopes *et al*. (2016) utilizaram o EQMM, NBI, PPR e ACP, que denominaram PPR-NBI, para otimizar as características de interesse durante o fresamento de topo do aço ABNT 1045. Os autores concluíram que o método proposto forneceu robustez, de acordo com o intervalo de confiança estabelecido, para a média e variância das respostas estudadas no processo.

Campos *et al*. (2017) aplicaram o WEQMM e ACP para otimizar as variáveis de resposta coletadas durante o torneamento do aço AISI 52100. Os autores concluíram que os resultados da otimização foram validados experimentalmente e que os modelos desenvolvidos, tanto para as variáveis originais quanto para os escores de componentes principais, foram adequados para prever e controlar o processo de torneamento.

Pereira *et al*. (2018) propuseram a aplicação conjunta dos métodos EQMM, PPR, NBI e análise de componentes principais ponderados, para otimizar as forças axiais e radiais no fresamento helicoidal da liga de alumínio Al7075. Experimentos de confirmação foram realizados com base nos valores ótimos obtidos pelos métodos propostos. Os autores concluíram que os modelos apresentaram bons ajustes, com os dados experimentais, no ponto ótimo de Pareto escolhido confirmando a robustez do processo em relação ao comprimento em balanço da ferramenta.

Gaudêncio *et al*. (2019a) propuseram um método multiobjetivo utilizando análise de componentes principais, EQMM adaptado à lógica *Fuzzy* e o método da interseção normal à fronteira para otimizar o processo de torneamento do aço AISI 12L14. Estimadores robustos, que descrevem a habilidade de um estimador superar o impacto dos *outliers* nas variáveis de respostas de um processo, foram utilizados para modelar os dados experimentais. O objetivo foi estabelecer o ponto ótimo, utilizando o método de decisão *Fuzzy*, para aproximar a medida de centralidade em relação ao seu valor alvo (T), e reduzir a variabilidade, melhorando a qualidade da superfície usinada. A mediana e o desvio absoluto dos estimadores foram considerados, estabelecendo o melhor par que atingiu a solução robusta do processo. Os resultados dos ensaios de confirmação provaram a eficiência do método proposto.

Gaudêncio *et al*. (2019b) utilizaram o EQMM, ACP e NBI para otimizar as variáveis de resposta selecionadas para medir o desempenho do torneamento do aço AISI H13. O algoritmo *Fuzzy* foi

utilizado para identificar a melhor solução, dentre as viáveis, da Fronteira de Pareto. A desempenho do NBI foi comparada com os métodos de somas ponderadas, de restrição normalizada, comprimento de homotopia de arco, critério global e *desirability*. Os resultados mostram que o método NBI obteve um desempenho superior quando comparado aos demais métodos, ao utilizar o EQMM com função objetivo.

Leite (2019) propôs a utilização do método EQMM, NBI e AF para otimizar as variáveis de resposta coletados durante o torneamento do aço AISI H13, representando a primeira pesquisa realizada a propor a utilização dos EQMM´s de fatores rotacionados utilizando o método *varimax*. Os modelos quadráticos das variáveis latentes foram determinados e posteriormente utilizados para construir o EQMM. O autor concluiu que as metodologias aplicadas na pesquisa proporcionaram uma fronteira de Pareto com soluções equidistantes e as fronteiras com os pontos ótimos dos fatores rotacionados e não rotacionados foram comparadas utilizando o teste t pareado e o índice $\xi = \text{Entropia} / \text{Erro Percentual Global}$. Os Melhores resultados foram obtidos ao utilizar os fatores rotacionados.

Arruda (2019) aplicou os métodos EQMM, NBI, AF e PPR para otimizar a rugosidade R_a, a força de usinagem (F_u) e taxa de remoção (*MRR*), que foram utilizadas para avaliar o desempenho do fresamento de topo esférico do aço ABNT H13. Experimentos de confirmação foram realizados e confirmaram a robustez do processo em relação às variáveis de ruído; comprovando a efetividade dos métodos empregados para estabelecer os pontos ótimos das variáveis controláveis do processo. A redução de dimensionalidade não foi observada, pois os dados das respostas, obtidos experimentalmente, não apresentaram estrutura de variância-covariância compatíveis entre si.

As pesquisas realizadas empregando o método EQMM nos diferentes processos e materiais, revelam que:

a) A maioria dos trabalhos modelam as funções do erro quadrático médio multivariado baseado em análise de componentes principais.
b) A aplicação do conceito de projeto de parâmetros robusto, levando em consideração os fatores de controle e de ruído dispostos em um único arranjo experimental, além dos modelos de média ($E_z[f(\mathbf{x},\mathbf{z})]$) e variância ($V_z[f(\mathbf{x},\mathbf{z})]$)para a construção de EQMM não rotacionados e rotacionados, utilizando a análise fatorial, ainda carece de estudos, quando comparados a diversos trabalhos empregando o EQMM via ACP. Constatação que pode ser observada nos trabalhos de PAIVA *et al*. (2014); LOPES *et al*. (2016); PEREIRA *et al*. (2018) e RODRIGUES *et al*. (2019).

2.4 Método da Interseção Normal à Fronteira (NBI)

Normalmente, todo processo ou produto apresenta múltiplas características (variáveis de resposta) que devem ser atendidas, respeitando os sentidos de otimização de cada uma delas (COSTA, 2017; ROCHA, 2017). É comum utilizar uma função de aglutinação capaz de representar os múltiplos objetivos de otimização. Uma vez estabelecida a função, um algoritmo de busca deve ser aplicado para localizar os pontos ótimos de acordo com as ponderações realizadas pelo tomador de decisão. Para problemas reais, é necessário estabelecer metas para as funções objetivo a fim de atendê-las, e uma série de restrições que precisam ser satisfeitas. Neste caso, o conceito de fronteira de Pareto é uma estratégia considerada adequada para estabelecer um conjunto de pontos viáveis em problemas de otimização bi e multiobjetivos.

2.4.1 Otimização baseada no NBI

O método da Interseção Normal à Fronteira é capaz de gerar um conjunto de soluções viáveis e não dominadas conhecidas como "Fronteira de Pareto". A utilização da fronteira de Pareto permite ao pesquisador estabelecer uma série de soluções para problemas multiobjetivos e não lineares (OLIVEIRA, 2013; NAVES *et al*., 2017).

O NBI foi desenvolvido por Das e Dennis (1998) para superar as desvantagens ocasionadas em soluções não-convexas pertencentes à fronteira de Pareto. Se a solução não for convexa, a fronteira passa a ser descontínua e os pontos nas partes côncavas das soluções de compromissos (*trade-off*) podem ser perdidas. O NBI foi idealizado para gerar fronteiras uniformemente distribuídas, independentemente da distribuição dos pesos ou das escalas relativas entre as diversas funções objetivo (BRITO, 2015; LOPES *et al*., 2016; NAVES *et al*., 2017; PEREIRA *et al*., 2017).

Para aplicação do método NBI deve-se, primeiramente, construir a matriz "*payoff*", representada pela letra grega $\mathbf{\Phi}$, cujos elementos são estabelecidos minimizando as m funções objetivos que compõem o problema de otimização. Ao solucionar este problema de otimização, estabelece-se o valor de $\mathbf{x}_i^*$, sendo que $f_i^*(\mathbf{x}_i^*)$ indica o menor valor para $f_i(\mathbf{x})$. Substituindo o valor de $\mathbf{x}_i^*$ nas demais funções objetivo, determina-se, então, os pontos de ancoragem, conforme Equação 2.40, para cada coluna da matriz $\mathbf{\Phi}$ (VAHIDINASAB e JADID, 2010).

$$\left[f_1\left(\mathbf{x}_i^*\right),\ldots, f_{i-1}\left(\mathbf{x}_i^*\right), f_i^*\left(\mathbf{x}_i^*\right),\ldots f_m\left(\mathbf{x}_i^*\right)\right]^T \tag{2.40}$$

Assim, repetindo o processo de otimização para cada uma das m funções objetivo, a matriz "*payoff*" é construída, conforme Equação 2.41.

$$\mathbf{\Phi} = \begin{pmatrix} f_1^*\left(\mathbf{x}_1^*\right) & \cdots & f_1\left(\mathbf{x}_i^*\right) & \cdots & f_1\left(\mathbf{x}_m^*\right) \\ \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots \\ f_i\left(\mathbf{x}_1^*\right) & \cdots & f_i^*\left(\mathbf{x}_i^*\right) & \cdots & f_i^*\left(\mathbf{x}_m^*\right) \\ \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots \\ f_m\left(\mathbf{x}_1^*\right) & \cdots & f_m\left(\mathbf{x}_i^*\right) & \cdots & f_m^*\left(\mathbf{x}_m^*\right) \end{pmatrix} \tag{2.41}$$

Os elementos que compõem a diagonal principal da matriz "*payoff*" formam um vetor denominado pontos de utopia, que corresponde a um conjunto dos melhores valores possíveis para cada uma das funções objetivo individuais, conforme Equação 2.42. Os demais elementos da matriz $\mathbf{\Phi}$ são aqueles que representam os valores não ótimos de cada função, dentro da região viável, quando a *i*-ésima função objetivo é otimizada individualmente.

$$\boldsymbol{f}^U = \left[f_1^*\left(\mathbf{x}_1^*\right), \ldots, f_i^*\left(\mathbf{x}_i^*\right), \ldots f_m^*\left(\mathbf{x}_m^*\right) \right]^T \tag{2.42}$$

Os piores valores, do conjunto de pontos não ótimos que pertencem a matriz $\mathbf{\Phi}$, existentes na região viável, são denominados de "Pseudo-Nadir", conforme Equação 2.43.

$$\boldsymbol{f}^N = \left[f_1^N, \ldots, f_i^N, \ldots f_m^N \right]^T \tag{2.43}$$

Vale ressaltar que os métodos desenvolvidos e citados neste trabalho, como por exemplo, Costa *et al*. (2016); Lopes *et al*. (2016); Pereira *et al*. (2018) e Gaudêncio *et al*. (2019b) utilizaram somente os pontos "Pseudo-Nadir" para construírem o conjunto de soluções ótimas via NBI. Isto é, nenhum deles aplicou a otimização invertida (de maximização), como sugere a Equação 2.44.

$$\boldsymbol{f}_i^N = max\left[f_1^N, \ldots, f_i^N, \ldots f_m^N \right]^T \tag{2.44}$$

Calculados os elementos da matriz *payoff* e identificados os vetores de Utopia e de Nadir, o próximo passo é normalizar a função objetivo. O procedimento de cálculo é realizado conforme Equação 2.45.

$$\overline{f}\left(\mathbf{x}\right) = \frac{f_i\left(\mathbf{x}\right) - f_i^U}{f_i^N - f_i^U} \tag{2.45}$$

Ao normalizar todos os elementos da matriz *payoff* forma-se ($\overline{\mathbf{\Phi}}$) denominada matriz *payoff* normalizada, e sua multiplicação por um vetor de pesos ($\boldsymbol{\omega}$)constrói um conjunto de pontos denominado Envoltória Convexa de Mínimo Individuais" ou CHIM (*Convex Hull of Individual Minima*) (AHMADI *et al.*, 2015; REZAEI *et al.*, 2019).

Se um vetor unitário normal $\hat{n}$, pertencente à CHIM no ponto $\bar{\mathbf{\Phi}} \times \omega_i$, com direção a origem, o conjunto dos pontos nesta normal é indicado por $(\bar{\mathbf{\Phi}} \times \omega_i) + \gamma\hat{n}$, sendo $\gamma \in R$. A interseção destes pontos normais com a região viável mais próxima à origem, corresponderá à máxima distância (γ) entre a CHIM e a fronteira de Pareto. Sendo assim, o método NBI pode ser modelado como um problema de programação não linear restrita conforme Equação 2.46. (DAS e DENNIS, 1998; JIA e IERAPETRITOU, 2007; REZAEI *et al.*, 2019).

$$\begin{aligned} &\underset{(x,\gamma)}{Max} \quad \gamma \\ &sujeito\ a: \left(\bar{\mathbf{\Phi}} \times \omega_i\right) + \gamma n = \bar{f}\left(\mathbf{x}\right) \\ &\qquad \mathbf{x} \in \Omega \end{aligned} \tag{2.46}$$

Onde:

$\Omega = \left\{ x \in \mathbb{R}^n : h\left(x\right) = 0, g\left(x\right) \leq 0, a \leq x \leq b \right\}$

$h : \Omega \rightarrow \boldsymbol{R}^h$ é o vetor com h restrições de igualdade.

$g : \Omega \rightarrow \boldsymbol{R}^q$ é o vetor q restrições de desigualdade.

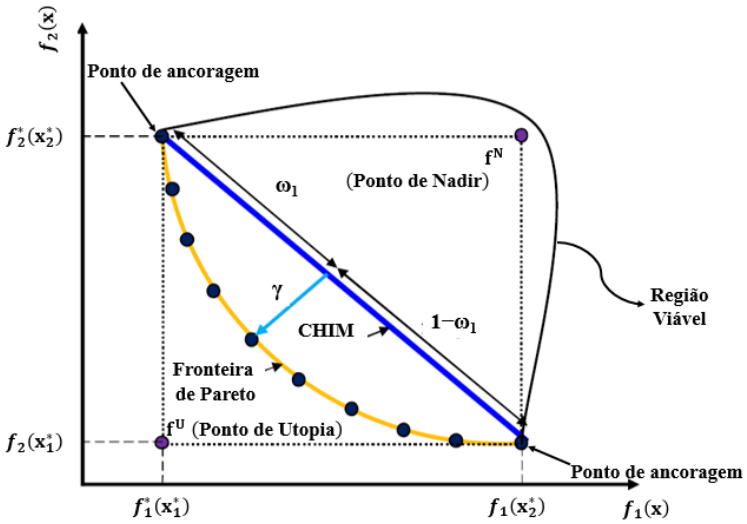
O conjunto das restrições de igualdade e desigualdade delimitam um subespaço restrito a ser pesquisado em busca da solução ideal, denominado de região viável (VAHIDINASAB e JADID, 2010).

O problema de maximização pode ser resolvido utilizando, de forma interativa, os diferentes valores de w, gerando a fronteira de Pareto uniformemente distribuída ou igualmente espaçada. Para um caso biobjetivo, a fronteira de Pareto com os pontos equiespaçados, a envoltória convexa de mínimos individuais, os pontos de ancoragem, de Nadir (ou Pseudo-Nadir) e de Utopia, podem ser visualizados conforme Figura 2.5

Brito (2015) demonstrou analiticamente a expressão para o caso biobjetivo, capaz de gerar uma fronteira igualmente espaçada, ao utilizar o NBI, conforme Equação 2.47.

$$\begin{aligned} &Min \quad \bar{f}_1\left(\mathbf{x}\right) \\ &sujeito\ a: \bar{f}_1\left(\mathbf{x}\right) - \bar{f}_2\left(\mathbf{x}\right) + 2w - 1 = 0 \\ &\qquad g_j\left(\mathbf{x}\right) \geq 0 \\ &\qquad 0 \leq w \leq 1 \end{aligned} \tag{2.47}$$

Figura 2.5 - Método da Interseção Normal à Fronteira (NBI)



Fonte: Adaptado de Rezaei *et al*. (2019)

Naves *et al.* (2017) realizaram a otimização multiobjetivo no tratamento do "Methyl Orange" com ozônio, utilizando o NBI, MSR e os escores de fator de componentes principais rotacionados, envolvendo à remoção de corante (y_1) e de demanda química de oxigênio (y_2). Os autores além de encontrarem os pontos ótimos e validados por experimentos de confirmação, também geraram fronteiras de Pareto uniformemente distribuídas.

Belinato *et al.* (2019), durante a usinagem por feixes de laser do aço AISI 314S (LBM – Laser Beam Machining), aplicaram o NBI multivariado para reduzir a dimensionalidade no processo LBM, utilizando a análise de componentes principais. Seis variáveis de resposta foram estudadas (R_a, R_q, R_z, R_p, R_k e MRR) e reduzidas em duas componentes principais (PC_1 e PC_2). Em seguida, o processo foi otimizado variando-se a frequência do laser, a velocidade de corte e potência do laser. A fronteira de Pareto equiespaçada foi estabelecida pela aplicação da formulação NBI para um problema bi-objetiv e o ponto ótimo, dentre os pertencentes à fronteira, foi selecionado, resolvendo um problema de maximização envolvendo duas métricas: o erro percentual global e o índice de entropia. O método NBI foi capaz de gerar uma fronteira de Pareto equiespaçada entre PC_1 e PC_2. Os experimentos de confirmação foram realizados utilizando testes de hipóteses. Os intervalos de confiança multivariados, mostraram que não existiram diferenças significativas em relação ao ponto ótimo estabelecido durante a otimização do processo.

2.5 Análise Fatorial

A análise fatorial (AF) é uma técnica estatística multivariada utilizada para redução da dimensionalidade e obtenção de variáveis latentes ou fatores independentes. Ao contrário da análise

de componentes principais (ACP), as componentes geralmente não têm significado prático, a AF é uma forma de obter um subconjunto de variáveis causais, em relação às originais, e que geralmente fornece informações sobre um problema específico (HÄRDLE e HLÁVKA, 2015; RENCHER, 2002; TABACHNICK e FIDELL, 2006). Um modelo ortogonal para determinar o fator pode ser escrito conforme Equação 2.48.

$$\mathbf{y} = \boldsymbol{\mu} + \mathbf{AF} + \boldsymbol{\zeta} \tag{2.48}$$

Onde:

$\boldsymbol{y}$ é um vetor das variáveis originais.

$\boldsymbol{\mu}$ é um vetor de médias em relação às variáveis originais.

A é a matriz de carregamento.

F é a matriz de score fatorial.

$\boldsymbol{\zeta}$, é um vetor de erros aleatórios ou de fatores específicos.

A AF descreve as relações de covariância entre as variáveis originais e as variáveis subjacentes. Esses relacionamentos são expressos em termos de correlações, que podem ser exibidas na forma de matriz de correlação **R**, conforme Equação 2.49.

$$\mathbf{R} = \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & \cdots & r_{1p} \\ r_{21} & r_{22} & \cdots & r_{2p} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ r_{p1} & r_{p2} & \cdots & r_{pp} \end{bmatrix} \tag{2.49}$$

Onde: p denota o número de variáveis originais.

O primeiro passo da AF é avaliar a correlação entre as variáveis originais. Na sequência, caso as variáveis de resposta estejam correlacionadas em escalas compatíveis, pode-se optar pela matriz de variância e covariância ($\boldsymbol{\Sigma}$). Se as escalas forem conflitantes entre si, recomenda-se a utilização da matriz de correlação (**R**). A opção entre $\boldsymbol{\Sigma}$ ou **R** se faz necessária, uma vez que estas matrizes são aplicadas para determinarem os autovetores (**V**) e autovalores (**L**) utilizados para calcular a matriz de carregamento $(\boldsymbol{A}_{pxm})$ conforme Equação 2.50.

$$\mathbf{A} = \sqrt{\mathbf{L}} \times \mathbf{V} \tag{2.50}$$

Sendo os índices:

p é o número de variáveis originais.

m é o número de fatores.

Em termos matriciais, a matriz de carregamento $\boldsymbol{A}_{\boldsymbol{pxm}}$ pode ser reescrita conforme Equação 2.51.

$$\mathbf{A} = \mathbf{V} \times \mathbf{L} \times \mathbf{V}^T = \sum_{i=1}^{p} \lambda_i \mathbf{e}_i \mathbf{e}_i^T \tag{2.51}$$

Onde:

λ_i é um elemento pertencente a matriz diagonal contendo os autovalores apresentados em ordem crescente.

$\boldsymbol{e}_i$ é um vetor que contém os autovetores associados à matriz de variância-covariância ou a matriz de correlação das variáveis originais.

$\sum_{i=1}^{p} \lambda_i \mathbf{e}_i \mathbf{e}_i^T$, é denominada "decomposição espectral" da matriz de carregamento A.

$$\mathbf{A}_{(p\times m)} = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1m} \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2m} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{p1} & a_{p2} & \cdots & a_{pm} \end{bmatrix}, \mathbf{V}_{(p\times m)} = \begin{bmatrix} e_{11} & e_{12} & \cdots & e_{1m} \\ e_{21} & e_{22} & \cdots & e_{2m} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ e_{p1} & e_{p2} & \cdots & e_{pm} \end{bmatrix}, \mathbf{L}_{(p\times m)} = \begin{bmatrix} \lambda_1 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \lambda_2 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & \lambda_m \end{bmatrix}$$

De acordo com Johnson e Wichern (2007), a matriz de variância-covariância ($\boldsymbol{\Sigma}$) pode ser estabelecida utilizando a matriz de carregamento ($\boldsymbol{A}$). Esta equação é válida para os casos em que o número de variáveis originais (p) é igual ao número de fatores (m). Em situações em que $m < p$, deve-se adicionar a matriz de variância específica(ζ), conforme Equação 2.52.

$$\sum = \mathbf{A}\mathbf{A}^T + \zeta \tag{2.52}$$

Dada a matriz $\mathbf{A}_{(p\times m)} = \begin{bmatrix} \sqrt{\lambda_1} e_{11} & \sqrt{\lambda_2} e_{12} & \cdots & \sqrt{\lambda_m} e_{1m} \\ \sqrt{\lambda_1} e_{21} & \sqrt{\lambda_2} e_{22} & \cdots & \sqrt{\lambda_m} e_{2m} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \sqrt{\lambda_1} e_{p1} & \sqrt{\lambda_2} e_{p2} & \cdots & \sqrt{\lambda_m} a_{pm} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \ell_{11} & \ell_{12} & \cdots & \ell_{1m} \\ \ell_{21} & \ell_{21} & \cdots & \ell_{2m} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \ell_{p1} & \ell_{p2} & \cdots & \ell_{pm} \end{bmatrix}$, e

resolvendo a operação, a matriz ($\boldsymbol{\Sigma}$) pode ser reescrita conforme Equação 2.53. A multiplicação entre o autovalor e o autovetor da matriz (**A**) é denominada de "*loadings*" ou carregamentos, aqui representada por ℓ.

$$\boldsymbol{\Sigma} = \begin{bmatrix} \ell_{11}^2 + \ell_{12}^2 + \cdots + \ell_{1m}^2 & \ell_{11}\ell_{21} + \ell_{12}\ell_{22} + \cdots + \ell_{1m}\ell_{2m} & \cdots & \ell_{11}\ell_{p1} + \ell_{12}\ell_{p2} + \cdots + \ell_{1m}\ell_{pm} \\ \ell_{11}\ell_{21} + \ell_{12}\ell_{22} + \cdots + \ell_{1m}\ell_{2m} & \ell_{21}^2 + \ell_{22}^2 + \cdots + \ell_{2m}^2 & \cdots & \ell_{p1}\ell_{21} + \ell_{p2}\ell_{22} + \cdots + \ell_{pm}\ell_{2m} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \ell_{11}\ell_{p1} + \ell_{12}\ell_{p2} + \cdots + \ell_{1m}\ell_{pm} & \ell_{p1}\ell_{21} + \ell_{p2}\ell_{22} + \cdots + \ell_{pm}\ell_{2m} & \cdots & \ell_{p1}^2 + \ell_{p2}^2 + \cdots + \ell_{pm}^2 \end{bmatrix} \tag{2.53}$$

A partir das modelagens analíticas apresentadas a respeito da análise fatorial, outras relações podem ser encontradas. A primeira refere-se às comunalidades (h_i^2), que indicam a parcela de variância da *i*-ésima variável original em relação ao *m*-ésimo fator que está associada, e pode ser

observada nos elementos da diagonal principal da matriz ($\boldsymbol{\Sigma}$). Portanto, a comunalidade é definida como sendo a soma dos quadrados dos "*loadings*" ou carregamentos, conforme Equação 2.54. Os demais "*loadings*" pertencentes à matriz ($\boldsymbol{\Sigma}$) apontam a covariância entre a *i*-ésima variável original e o *m*-ésimo fator (RENCHER, 2002).

$$h_i^2 = \ell_{i1}^2 + \ell_{i2}^2 + \cdots + \ell_{im}^2 \tag{2.54}$$

A segunda relação refere-se à percentagem de explicação de variabilidade que fornece a medida de quanto estes m fatores estão adequados para representar a variância do conjunto de dados das variáveis originais e seu cálculo pode ser determinado conforme Equação 2.55.

$$\%Var_j = \frac{\sum_{i=1}^{p} a_{ij}^2}{tr(\mathbf{R})} \quad i = 1, 2, \ldots, p \text{, para cada fator } j \tag{2.55}$$

Onde:

$tr(\boldsymbol{R})$ é o traço da matriz de correlação **R**.

O segundo passo da AF é determinar os escores de cada fator. Primeiramente, calcula-se o inverso da matriz de correlação e multiplica-se pela de carregamento.

O resultado deste produto fornece a matriz de pesos **B**, conforme Equação 2.56.

$$\mathbf{B} = \mathbf{R}^{-1} \times \mathbf{A} \tag{2.56}$$

Estabelecida a matriz de peso **B**, os escores dos fatores são calculados multiplicando-se **B** pela matriz normalizada das variáveis originais (**Z**), conforme Equação 2.57.

$$\mathbf{F} = \mathbf{Z} \times \mathbf{B} \tag{2.57}$$

Onde:

Z é a matriz dos valores padronizados para cada variável original e calculada conforme Equação 2.58.

$$Z_{ij} = \frac{(x_{ij} - \mu_i)}{\sigma_i} \tag{2.58}$$

μ_i e σ_i são respectivamente a média e desvio padrão dados pela *i*-ésima variável original e x_{ij} é o valor de uma determinada variável original *i* para uma *j* condição experimental.

2.5.1 Escores dos fatores rotacionados

Para melhorar a explicação das variáveis originais e seus respectivos fatores, é necessário rotacionar as variáveis latentes, preservando sua ortogonalidade, de forma que as correlações pré-

existentes entre elas sejam maximizadas. Este procedimento permite interpretar melhor as variáveis latentes e relacioná-las aos fenômenos investigados. Existem vários métodos de rotação de fatores ortogonais, o varimax é o mais utilizado para estudos experimentais (TABACHNICK e FIDELL, 2006).

Utilizando a matriz de carregamento original, o método varimax maximiza, iterativamente, os elementos desta matriz para que os carregamentos maiores sejam aumentados e os menores, diminuídos. A ideia é que cada fator tenha apenas algumas variáveis com grandes carregamentos, melhorando a explicação das variáveis originais (RENCHER, 2002).

Numericamente, o método de rotação varimax utiliza uma matriz de transformação, formada por senos e cossenos em função do ângulo de rotação (γ). A matriz de carregamento original **A** é "girada", dando origem a matriz de carregamento rotacionada $\mathbf{A}_{rot}$. Esta relação pode ser representada analiticamente conforme Equação 2.59 (HÄRDLE e HLÁVKA, 2015).

$$\mathbf{A}_{rot} = \mathbf{A} \times \mathbf{\Lambda} \tag{2.59}$$

Onde:

A, é a matriz de carregamento original.

Λ é a matriz de senos e cossenos, em função do ângulo de rotação, que pode ser representada, conforme Equação 2.60, quando se considera dois fatores ou variáveis latentes.

$$\mathbf{\Lambda} = \begin{bmatrix} \cos(\gamma) & -\sin(\gamma) \\ \sin(\gamma) & \cos(\gamma) \end{bmatrix} \tag{2.60}$$

Os escores de cada fator rotacionado são determinados pela multiplicação da matriz das variáveis normalizadas ($\boldsymbol{Z}$) pela inversa da matriz de correlação $\boldsymbol{R}^{-1}$ e pela matriz de carregamento rotacionada $\boldsymbol{A}_{rot}$, conforme Equação 2.61.

$$F_{rot} = \mathbf{Z} \times \mathbf{R}^{-1} \times \mathbf{A}_{rot} \tag{2.61}$$

Kaiser (1958) estabeleceu a formulação matemática para determinar o ângulo de rotação γ conforme Equações 2.62 a 2.64.

$$\gamma = \frac{1}{4} \arctan\left(\frac{\Theta_1}{\Theta_2}\right) \tag{2.62}$$

Onde:

$$\Theta_1 = \sum_{i=1}^{p} u_i v_i - \left[\frac{2 \times \left(\sum_{i=1}^{p} u_i \times \sum_{i=1}^{p} v_i \right)}{p} \right] \tag{2.63}$$

$$\Theta_2 = \sum_{i=1}^{p} \left(u_i^2 - v_i^2 \right) - \left[\frac{\left(\sum_{i=1}^{p} u_i \right)^2 - \left(\sum_{i=1}^{p} v_i \right)^2}{p} \right] \tag{2.64}$$

Sendo:

$u_i = \sum_{j=1}^{m} \left(\frac{\ell_{ij}}{\sqrt{h_i^2}} \right)^2$, para cada variável original *i*; $v_i = 2\prod_{j=1}^{m} \left(\frac{\ell_{ij}}{\sqrt{h_i^2}} \right)$, para cada variável original *i*.

As condições suficientes, propostas por Kaiser (1958) para obter o ângulo máximo de rotação, em função dos sinais do numerador (Θ_1) e denominador (Θ_2), conforme Tabela 2.1.

A análise fatorial vem sendo utilizada para resolver diversos problemas de otimização, levando em consideração a natureza multivariada entre as variáveis de resposta.

Tabela 2.1 - Condições suficientes para obter o ângulo máximo de rotação

Θ_1	-	-	+	+
Θ_2	+	-	+	-
γ	0º a 22.5º	-22.5º a -45.0º	0º a +22.5º	+22.5º a +45.0º

Bacci *et al*. (2019) propuseram uma abordagem para estabelecer um conjunto ideal de pesos utilizados na combinação de métodos de previsão para séries temporais de demanda de café no Brasil, empregando o método denominado AF-NBI.

A estratégia adotada foi a utilização do erro quadrático médio multivariado de fatores (EQMMF), serviu de critério para estabelecer esses valores ótimos e permitiu a construção da fronteira de Pareto, de acordo com as premissas do método NBI. Para testar a aplicabilidade e a viabilidade do método proposto, a produção e exportação de café foram previstos e os resultados mostraram que a abordagem proposta foi aplicada com sucesso.

Almeida e*t al*. (2020a) propuseram uma nova abordagem para identificar e diagnosticar a qualidade de um sistema de medição com múltiplas características correlacionadas. Um estudo de reprodutibilidade e produtividade foi realizado, substituindo-se as respostas originais pelos os escores de fatores rotacionados, utilizando os métodos de rotação varimax e quartimax. Para demonstrar a

aplicação do método, um conjunto de dados reais do processo de solda ponto foram utilizados e os métodos de rotação foram comparados. Os resultados demonstraram que o R&R, ao aplicar o método varimax, foi de 7,29%, enquanto para o quartimax foi de 5,58%. Esses valores indicaram que o sistema de medição avaliado, pela análise fatorial, é considerado aceitável, comprovando a efetividade da metodologia proposta na pesquisa.

Almeida *et al*. (2020b) apresentaram um método multivariado baseado em escores de fatores rotacionados para identificar a qualidade do sistema de medição utilizado no processo de solda ponto. A eficiência da metodologia proposta foi evidenciada pela análise das medidas metalográficas das características geométricas do processo. O método proposto demonstrou resultados mais confiáveis e robustos no sistema de medição avaliado.

2.6 Gradiente Reduzido Generalizado

Existem vários métodos para resolver problemas de otimização não linear. Dentre eles pode-se citar o método do Gradiente Reduzido Generalizado (Generalized Reduced Gradient - GRG). Segundo Köksoy e Doganaksoy (2003), o método do GRG é o que apresenta maior robustez e apropriado para resolver uma variedade de problemas, além de apresentar uma grande eficiência entre os métodos de otimização de restrições não lineares disponíveis.

O método Gradiente Reduzido Generalizado é um método primal e chamado de método da direção viável com certa freqüência (KÖKSOY, 2008). De acordo com Luenberger (2008), existem três vantagens significativas: (i) se o processo termina antes da confirmação do ótimo, o último ponto encontrado é viável devido ao fato de que cada ponto gerado no processo de pesquisa é viável e provavelmente próximo do ótimo; (ii) se o método gera uma seqüência convergente, o ponto limite garante, pelo menos, um mínimo local e (iii) a maioria dos métodos primais são geralmente absolutos, não dependendo de uma estrutura especial, tais como a convexidade.

O método atinge uma base teórica geral, e assegura resultados empíricos para solução de problemas não lineares em geral. Como característica essencial, o método também apresenta uma adequada convergência global, principalmente quando inicializado suficientemente próximo à solução (LASDON *et al*.; 1978). A expressão “gradiente reduzido” vem da substituição das restrições na função objetivo, diminuindo, então, o número de variáveis e, conseqüentemente, reduzindo o número de gradientes presentes. Uma forma geral para a programação não linear pode ser descrita como sugerido por LASDON *et al*. (1978).

$$\begin{aligned} &Minimizar\ f\left(x\right) \\ &Sujeito\ a\text{:}\ g_i\left(x\right)=0,\ i=1,\cdots,m \\ &l_j \le x_j \le u_j\ ,\ j=1,\cdots,n \end{aligned} \tag{2.65}$$

Onde: x é um vetor de n variáveis de processo $(x_1, \ldots, x_n)$, f é a função objetivo, e g_i são as restrições. Os l_j e u_j representam, respectivamente, os limites inferiores e superiores do processo. Algumas formulações também incluem inequações como restrições, que, para o método GRG deverão ser convertidas em equações pela introdução de variáveis de folga. A Equação 2.65, acima, representa um problema não linear, se uma ou mais funções f, $g_1, \ldots, g_n$ são não lineares (PAIVA, 2006).

O modelo geral do método GRG é baseado na conversão das restrições do problema para uma irrestrição, usando substituição direta (LASDON *et al.*; 1978). Neste caso, o vetor da variável de processo $\boldsymbol{X}$ pode ser particionado em dois subvetores $\mathbf{X}=(\mathbf{X}^{\mathbf{B}}, \mathbf{X}^{\mathbf{N}})^{\mathbf{T}}$, onde $\boldsymbol{X}^{\mathbf{B}}$ é o m vetor das variáveis básicas (dependentes) e $\boldsymbol{X}^{\mathbf{N}}$ é o n-m vetor das variáveis não básicas (independentes) (PAIVA, 2006).

Reescrevendo o problema de NLP, a maneira reduzida poderia ser descrita, conforme Equação 2.66 (CHEN e FAN, 2002; LASDON *et al.*, 1978):

$$\begin{aligned} &Minimizar\ F\left(x\right)=f\left(\mathbf{X}^B\left(\mathbf{X}^N\right),\mathbf{X}^N\right) \\ &Sujeito\ a\text{:}\ \mathbf{l}_N \le \mathbf{X}^N \le \mathbf{u}_N \end{aligned} \tag{2.66}$$

Onde: $\boldsymbol{l_N}$ e $\boldsymbol{u_N}$ são vetores dos limites para $\mathbf{X}^{\mathbf{N}}$.

Iniciando-se com um ponto viável x^k, o algoritmo GRG tenta encontrar uma direção de movimento para otimizar a função objetivo. A direção do movimento pode ser obtida pelo gradiente reduzido através da Equação 2.67.

$$r^k=\left[\frac{\partial f^k}{\partial \mathbf{X}_{\mathbf{N}}^k}\right]^T-\left[\frac{\partial f^k}{\partial \mathbf{X}_{\mathbf{B}}^k}\right]^T\left[\frac{\partial g^k}{\partial \mathbf{X}_{\mathbf{B}}^k}\right]^{-1}\left[\frac{\partial g^k}{\partial \mathbf{X}_{\mathbf{N}}^k}\right]^T \tag{2.67}$$

De acordo com Lasdon *et al*. (1978), o algoritmo para quando a magnitude do gradiente reduzido no ponto corrente é tão pequena quanto o desejado. De outro modo, um procedimento de pesquisa é executado para localizar um novo ponto na direção do gradiente reduzido. Este procedimento é executado repetidamente.

2.7 Considerações finais do capítulo

Neste capítulo foram apresentados os conceitos teóricos das metodologias utilizadas para o desenvolvimento e adaptações dos métodos EQMM ao contexto dos arranjos combinados, levando em consideração a estrutura de correlação entre as variáveis de resposta.

3 USINAGEM POR FRESAMENTO

Este capítulo tem como objetivo trazer um breve embasamento teórico a respeito do processo do fresamento de topo, além de apresentar uma revisão da literatura, demonstrando as diversas pesquisas realizadas envolvendo o referido processo e o aço inoxidável duplex. Como complemento ao capítulo, apresenta-se uma explanação das variáveis de resposta selecionadas para este trabalho. Quanto à emissão de dióxido de carbono (ECO_2), foi desenvolvida uma revisão sistemática da literatura, com objetivo de identificar possíveis lacunas em relação à metodologia proposta neste trabalho.

3.1 Operação por fresamento

Segundo Diniz *et al*. (2014) o fresamento é um processo de usinagem pela qual a superfície é gerada pela remoção progressiva de material pelo movimento de corte provocado e rotação da fresa ao redor do seu próprio eixo em associação com o movimento de avanço, proporcionado pela peça fixada na mesa da máquina-ferramenta.

De acordo com Dergamo *et al*. (2012), as operações de fresamento podem ser classificadas em periférico ou tangencial, faceamento e topo. O fresamento de topo é um dos processos mais utilizados na indústria devido à sua capacidade de produzir formas geométricas complexas, alta taxas de remoção e produção de formas com boa precisão dimensional. Por estas razões, este processo é bastante empregado nas indústrias metal-mecânica (BHISE e JOGI, 2021; OLIVEIRA *et al*., 2020).

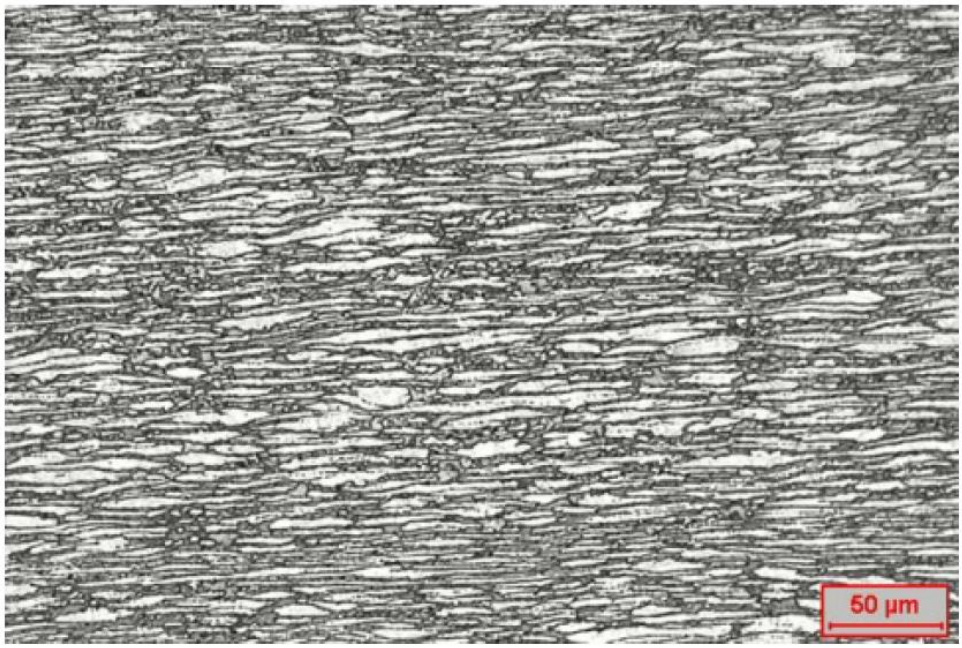
O fresamento é uma das mais importantes técnicas de usinagem empregado no setor metal-mecânica. As indústrias em geral, principalmente de petróleo e gás, demandam peças com exatidão e precisão. A qualidade da superfície de uma peça usinada é um dos requisitos exigidos pelos projetistas e fabricantes. Em se tratando da indústria de óleo e gás, o controle da rugosidade torna-se fundamental, uma vez que uma superfície mal-acabada pode contribuir para o aumento de corrosão por pite e reduzir a vida útil da peça ou componente (DE OLIVEIRA JUNIOR *et al*., 2014). A utilização do processo de fresamento é justificado devido à capacidade de remover rapidamente uma quantidade de material e com excelente acabamento (POLICENA *et al*., 2018; SAMBEDANA *et al*., 2019; KUMAR *et al*., 2018).

3.2 Fresamento em aços inoxidáveis duplex

Os aços inoxidáveis duplex (AID) são ligas que apresentam ferrita e austenita em proporções volumétricas equilibradas de 50% em suas microestruturas e um exemplo pode ser observado na

Figura 3.1. As fases em preto representam a ferrita enquanto as em branco a austenita, e por esta razão que se utiliza o termo “Duplex” (GUNN ,1997). Segundo Siow *et al*. (2001), a presença da austenita confere ao material ductilidade, tenacidade e soldabilidade, enquanto a ferrita fornece alta resistência à corrosão sob tensão.

Figura 3.1 – Microestrutura do aço inoxidável duplex



Fonte: Silva *et al*. (2017)

Segundo Gunn (2003) os aço inoxidáveis duplex são considerados de baixa usinabilidade e são mais difíceis de usinar quando comparados com as classes mais antigas, em virtude de maiores quantidade de austenita e nitrogênio. O AID apresenta limites de escoamento duas vezes maiores aos austeníticos sem nitrogênio e a taxa inicial de encruamento é pelo menos comparável a dos aços austeníticos comuns. Por isso, os aços inoxidáveis duplex são tipicamente mais difíceis de serem usinados que os aços austeníticos da série 300, que possuem resistência à corrosão similar (IMOA, 2014).

De acordo com Martinho *et al*. (2019) os aços pertencentes à família duplex combinam alta resistência, tenacidade e alta ductilidade. Em termos de condutividade térmica, o AID exibe menor valor quando comparado com o aço carbono. De acordo com IMOA (2014) o aço inoxidável duplex do tipo UNS S32205 apresenta o limite de escoamento de 450 MPa, resistência à tração de 655 Mpa. O limite de escoamento em temperatura ambiente na condição recozido solubilizado é mais do que o dobro dos aços inoxidáveis austeníticos.

Devido à sua maior dureza e alta velocidade de endurecimento por deformação, os aços inoxidáveis duplex geralmente reduzem a vida da ferramenta nas operações de usinagem ou então exigem tempos de usinagem mais longos comparados aos tipos austeníticos padrão (IMOA, 2014).

Por esta razão, a fabricação de componentes em AID representa um grande desafio para a indústria metal-mecânica, principalmente quando o processo de usinagem empregado é o fresamento (AMARO *et al*., 2020; ZHANG *et al.*, 2019). Neste sentido, diversos trabalhos dedicados à otimização do processo de fresamento dos aços inoxidáveis duplex, têm sido publicados. De uma forma geral, tais otimizações versam sobre a melhoria da qualidade e o aumento da produtividade, objetivos desafiadores graças a sua baixa usinabilidade.

Bouzid *et al*. (2004) analisaram a influência das variáveis de controle (velocidade, avanço por dente e profundidade de corte) nas rugosidades R_a e R_t durante o fresamento de topo do aço inoxidável duplex. Os autores concluíram que o avanço por dente foi a variável que mais influenciou em R_a e R_t.

Figueiredo e Bordinassi (2009) avaliaram a influência das variáveis velocidade de corte, avanço por dente, profundidade de corte e vazão na rugosidade do fresamento de topo do aço inoxidável duplex UNS S32205. Os resultados mostraram que o menor avanço e a utilização da mínima quantidade de lubrificação (MQL) obtiveram as menores rugosidades. A vida da ferramenta foi maximizada com a utilização de MQL.

Selvaraj *et al*. (2013) otimizaram os parâmetros de corte (velocidade de corte e avanço por dente) para minimizar a rugosidade, força de corte e desgaste do flanco da ferramenta durante o fresamento do aço inoxidável super duplex UNS S32750. Os autores concluíram que o avanço por dente foi a variável mais influente na rugosidade e força de corte, enquanto a velocidade de corte foi a mais significativa no desgaste do flanco da ferramenta.

Philip *et al*. (2015) otimizaram a velocidade de corte, o avanço por dente e profundidade de corte para minimizar a rugosidade R_a durante o fresamento do aço inoxidável duplex UNS S31803. Os autores concluíram que o avanço foi o parâmetro mais significativo sobre R_a, seguido da profundidade e da velocidade de corte.

Uhlmann *et al*. (2017) analisaram a influência das variáveis do processo no fresamento de topo do aço inoxidável duplex UNS S32205 utilizando fresa com insertos intercambiáveis e com refrigeração interna no suporte. Os autores concluíram que houve um aumento da produtividade e maximização na vida da ferramenta com a utilização de uma unidade refrigerada internamente

Selvaraj (2017) analisou a influência do avanço por dente, velocidade e profundidade na força de corte durante o fresamento do aço inoxidável do super duplex UNS S32750. O autor concluiu que

o avanço por dente foi a variável que mais influenciou na variável de resposta estuda durante o corte do material.

Airao *et al*. (2018) estudaram a evolução da rugosidade R_a no fresamento do aço inoxidável super duplex UNS S32750 sem e com fluido de corte. O avanço foi a variável de controle mais significativa para a rugosidade R_a em ambas as condições de usinagem e os melhores acabamentos foram obtidos com a utilização do fluido lubri-refrigerante no processo.

Policena *et al*. (2018) analisaram a influência do avanço por dente, profundidade e velocidade de corte nas rugosidades R_a e R_z durante o fresamento do aço inoxidável duplex UNS S32205. O avanço foi a variável mais significativa para ambas rugosidades. Os autores observaram que menores níveis do arranjo para o avanço e profundidade de corte minimizaram os valores de R_a e R_z.

Selvaraj *et al*. (2018) investigaram a influência da velocidade e avanço por dente, durante o fresamento do aço inoxidável duplex (UNS S31803) e super duplex (UNS S32750), sobre a rugosidade e força de corte. Os autores concluíram que a variável mais influente em ambas as respostas foi o avanço por dente.

Sambedana *et al*. (2019) analisaram a rugosidade S_a variando a velocidade de corte e o avanço por dente durante o experimento do fresamento do aço inoxidável super duplex UNS S32750) nas condições de usinagem a seco e com fluido. Em ambas as condições de corte, o avanço por dente foi a variável que mais influenciou na resposta analisada e a utilização do fluido de corte contribuiu para a redução da rugosidade na superfície do material usinado.

Selvaraj *et al*. (2019) otimizaram os parâmetros de corte do processo de fresamento do aço inoxidável duplex UNS S31803 para minimizar rugosidade, força de corte e desgaste do flanco da ferramenta. Os autores concluíram que o avanço por dente foi a variável mais influente na rugosidade e força de corte, enquanto a velocidade foi a mais significativa para o desgaste da ferramenta.

Oliveira *et al*. (2020) analisaram a influência da velocidade de corte, avanço por dente, profundidade de corte e largura fresada nos fatores rotacionados F_1 (agrupamento das rugosidades R_a, R_q, R_t e R_y) e F_2 (agrupamento da potência de corte e eficiência) durante o fresamento do aço inoxidável duplex UNS S32205. Os autores concluíram que o avanço foi o parâmetro mais influente para o fator F_1 e a velocidade de corte para o fator F_2.

3.3 Qualidade da superfície

O estado e atributos de uma superfície usinada influenciam no despenho funcional de uma peça ou produto. A integridade da superfície pode ser dividida em duas partes: (i) uma relacionada aos

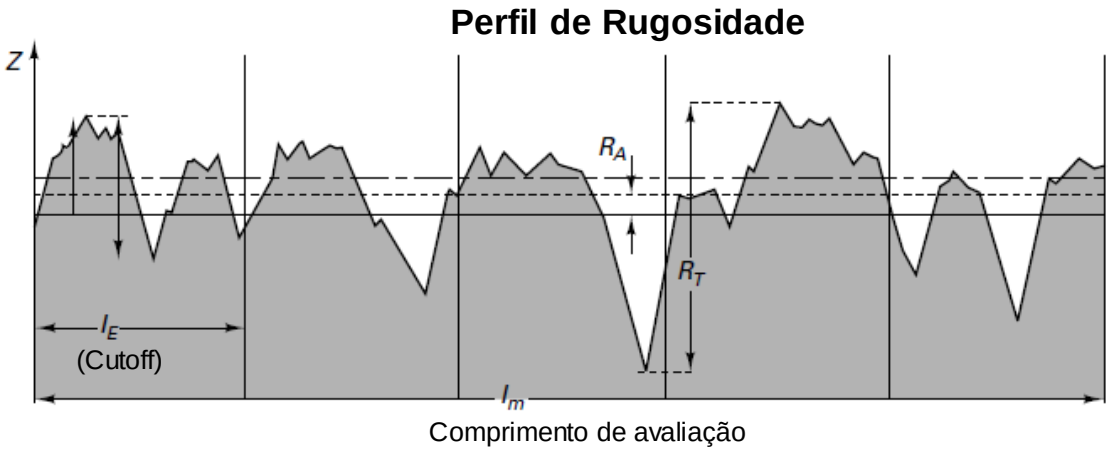
aspectos externos tais como a topografia, textura e acabamento, que estão diretamente relacionadas à metrologia da superfície; (ii) e a segunda associada aos aspectos internos à superfície como informações metalúrgicas, dureza e tensão residual (GRZESIK, 2017).

A topografia, textura e acabamento são características mais utilizadas na prática de fabricação. A medição de seu perfil torna-se necessária durante o processo de corte e está, normalmente, associada à avaliação da rugosidade da superfície (GRZESIK, 2017).

A rugosidade é um conjunto de irregularidades que podem ser observadas em função dos variados números de passes de uma ferramenta cortante durante a usinagem de uma peça e, muitas vezes, mensurada por um aparelho denominado rugosímetro. Ela influência no desempenho dos componentes mecânicos, facilitando o deslizamento, resistência à superfície quanto ao escoamento de lubrificantes, qualidade de aderência que a estrutura oferece às camadas protetoras, resistência à corrosão, a vedação e aparência da peça dependem das irregularidades obtidas durante a usinagem do material (NBR ISO 4287 2002). A rugosidade é medida pela altura das irregularidades em relação a uma linha média, e um perfil típico de rugosidade, que inclui os picos e vales pode ser observada conforme Figura 3.2 (QUINTEN, 2019).

Grous (2011) propôs uma tabela experimental, seguindo as recomendações da DIN 4766 e a Mitutoyo®, relacionando o comprimento de amostragem l_E e o comprimento de avaliação l_m de acordo com os valores de rugosidade R_a e R_z. Essas informações podem ser visualizadas conforme Tabela 3.1.

Figura 3.2 - Perfil típico de uma rugosidade de uma superfície usinada



Fonte: Adaptado de Dergamo *et al*. (2012)

Tabela 3.1 - Comprimento de amostragem (“*cut-off*”) e comprimento de avaliação para avaliação de uma superfície

R_a (mícron)	R_z (mícron)	Comprimento de amostragem l_E (mm)	Comprimento de avaliação l_m (mm)
$0{,}006 < R_a < 0{,}02$	$0{,}025 < R_z < 0{,}1$	0,08	0,4
$0{,}02 < R_a < 0{,}1$	$0{,}1 < R_z < 0{,}5$	0,25	1,25
$0{,}1 < R_a < 2$	$0{,}5 < R_z < 10$	0,8	4
$2 < R_a < 10$	$10 < R_z < 50$	2,5	12,5
$10 < R_a < 80$	$50 < R_z < 200$	8	40

Fonte: Grous (2011)

3.3.1 Rugosidade R_a

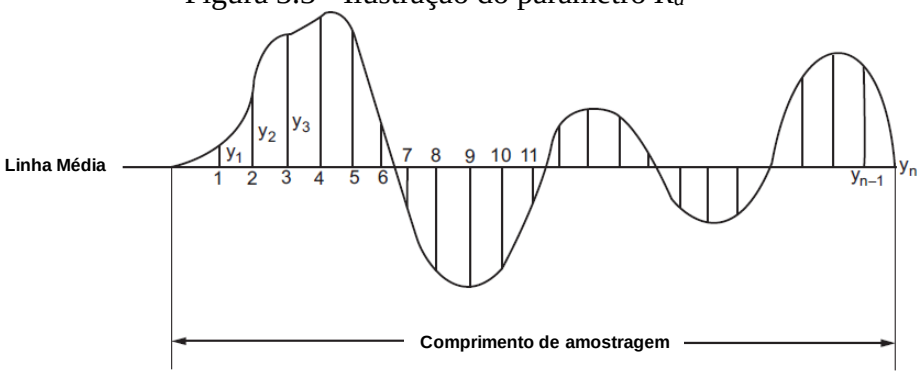
A rugosidade R_a é definida como a média aritmética das ordenadas $y_1, y_2, y_3, \ldots, y_n$, a partir da linha de referência sem considerar os sinais algébricos, conforme Equação 3.1 (PATIL, 2018).

$$R_a = \frac{\left(y_1 + y_2 + \cdots + y_7 + y_8 + \cdots + y_{n-1} + y_n\right)}{n} = \frac{\sum_{i=1}^{n} |y_i|}{n} \tag{3.1}$$

Um perfil típico resultante para a rugosidade R_a após o processo de usinagem poder ser observada conforme Figura 3.3.

Segundo Smith (2002), a rugosidade R_a foi adotada para especificações de usinagem por ser um parâmetro mais fácil de determinar graficamente, a partir do registro de um perfil. Por esse motivo, foi adotado, antes mesmo do desenvolvimento de instrumentos de medição automática, para medir a textura de superfície.

Figura 3.3 - Ilustração do parâmetro R_a



Fonte: Adaptado de Patil (2018)

3.3.2 Rugosidade R_q (desvio médio quadrático)

A rugosidade R_q é definida como a raiz da média aritmética dos valores quadráticos das ordenadas, conforme Equação 3.2.

$$R_q = \sqrt{\frac{y_1^2 + y_2^2 + \cdots y_n^2}{n}} \tag{3.2}$$

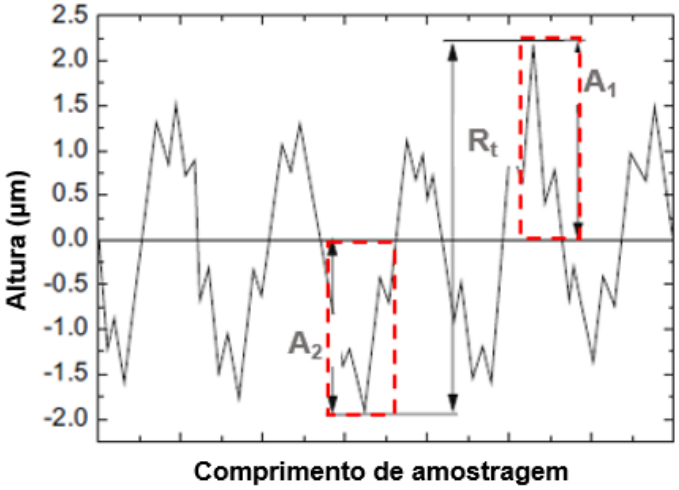
Segundo Machado *et al*. (2015) o parâmetro R_q tem o efeito de ampliar os valores dos picos e vales, além de representar o desvio padrão da distribuição de alturas do perfil, podendo evidenciar defeitos ou marcas em superfícies bem acabadas. Por esse motivo, a rugosidade R_q é empregada em muitas aplicações ópticas, tais como avaliação da qualidade da superfície de lentes, de espelhos e de similares.

3.3.3 Rugosidade R_t

A rugosidade R_t é definida como a distância entre o pico mais alto e o vale mais profundo no comprimento de amostragem avaliado, independentemente dos valores de rugosidade parcial (A_i), conforme Figura 3.4. Pode-se observar que o pico mais alto está no retângulo A_1 e o vale mais profundo se encontra no retângulo A_2. Ambos configuram a profundidade total R_t (QUINTEN, 2019).

De acordo com Stephenson e Agapiou (2016) o parâmetro R_t serve como um bom indicador para verificar se há indícios de propagação de fissuras, o que pode ser verificado quando existem picos altos e vales profundos em uma superfície usinada.

Figura 3.4 - Rugosidade R_t distância entre pico (A_1) e vale (A_2)

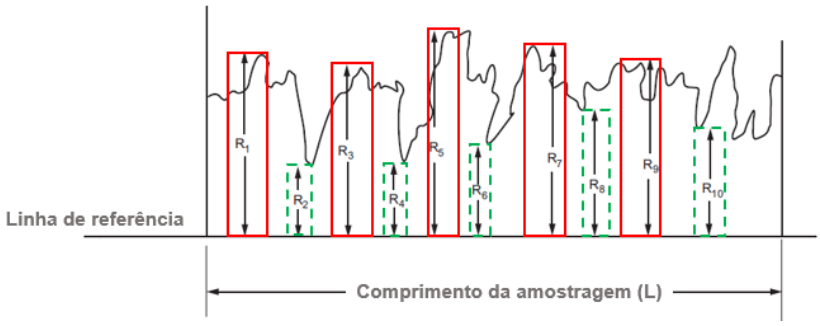


Fonte: Adaptado de Quinten (2019)

3.3.4 Rugosidade R_z

A rugosidade R_z é definida como a diferença média entre os cinco picos mais altos e os cinco vales mais profundos, medida a partir de uma linha de referência ao longo do comprimento da amostragem. Os picos mais altos estão representados pelos retângulos contínuos, enquanto os vales mais profundos pelos retângulos tracejados, conforme Figura 3.5 (GROUS, 2011).

Figura 3.5 - Rugosidade R_z :diferença da soma entre os cinco picos mais altos e os cinco mais profundos.



Fonte: Adaptado Grous (2011)

Para determinar o valor da rugosidade R_z, pode-se utilizar a expressão conforme Equação 3.3.

$$R_z = \frac{(R_1 + R_3 + R_5 + R_7 + R_9) - (R_2 + R_4 + R_6 + R_8 + R_{10})}{5} \tag{3.3}$$

Segundo Machado *et al*. (2015) e Stephenson e Agapiou (2016), o parâmetro de rugosidade R_z pode ser empregado por ser diretamente influenciado por qualquer defeito ou irregularidade na superfície da peça usinada, considerando a sensibilidade à presença de maiores picos e vales profundos, o que fornece uma maior percepção dos desvios em relação à média.

3.4 Taxa de remoção de material

A taxa de remoção de material (MRR – *Material Removal Rate*) é definida como volume por unidade de tempo. Para a operação de fresamento, o seu cálculo é realizado conforme a Equação 3.4 (ZHOU *et al*., 2017).

$$MRR = \frac{v_f \times a_p \times a_e}{60} = \frac{f_z \times Z \times n \times a_p \times a_e}{60} \tag{3.4}$$

Onde:

v_f é a velocidade de avanço (mm/min).

a_p é a profundidade de corte (mm).

a_e é a largura de corte ou penetração de trabalho (mm).

f_z é o avanço por dente (mm/dente).

Z é o número de dentes por fresa.

n é a rotação da máquina-ferramenta (rpm).

Para se determinar a taxa de remoção de material pesa-se o corpo de prova antes e depois de cada passada e retirada de material da peça. O procedimento de cálculo para obter a *MRR* é efetuado conforme a Equação 3.5 (HANIF *et al*., 2019).

$$MRR = \frac{\left(p_i - p_f\right)}{\rho \times t_c} \tag{3.5}$$

Onde:

p_i é a massa inicial do corpo de prova (g)

p_f é massa final do corpo de prova (g)

ρ é a densidade do material (g/cm³). Para o aço inoxidável duplex o seu valor é 7,8 g/cm³.

t_c é o tempo de corte (s).

Geralmente, a seleção das condições de corte no processo de fresamento busca pelo aumento de produtividade para a maximização da taxa de remoção de material (OZCELIK *et al*., 2005). O aumento da *MRR* provoca uma elevação de temperatura na região de corte, em função dos maiores valores de velocidades, avanços e profundidades, provocando um desgaste acelerado da ferramenta de corte e influenciando, de forma significativa, no acabamento de superfície e na precisão dimensional da peça usinada (QAZI *et al*., 2021).

Krishnaprasad *et al.* (2019) investigaram a influência dos parâmetros de corte no fresamento do aço inoxidável AISI 304. Os autores concluíram que o avanço por dente (f_z) foi a variável que exerceu maior influência na taxa de remoção, seguida pela profundidade (a_p) e velocidade de corte (v_c).

Zahoor *et al*. (2020) analisaram a influência dos parâmetros de corte com aplicação de óleo vegetal durante o fresamento do Inconel 718. A taxa de remoção de material (*MRR*) foi uma das respostas analisadas no processo e os maiores valores foram observados quando o avanço por dente (f_z) e profundidade de corte (a_p) alcançaram os maiores níveis da operação e f_z e a_p foram as variáveis que mais influenciaram na taxa de material removido.

Kumar *et al*. (2020) analisaram os efeitos da velocidade, avanço e profundidade de corte sobre a taxa de remoção durante o fresamento do aço AISI 1005. Os autores concluíram que a profundidade de corte (a_p) e o avanço por dente (f_z) foram as variáveis que mais influenciaram na MRR.

Varun e Parkhi (2020) avaliaram os efeitos dos parâmetros de corte (velocidade, avanço e profundidade de corte) sobre a *MRR* durante o fresamento do aço AISI 202. Os autores concluíram

que o avanço e a profundidade de corte foram as variáveis que exerceram maior influência sobre a taxa de remoção.

3.5 Consumo de energia elétrica

Segundo Hu (2018), o consumo de energia elétrica em uma máquina-ferramenta pode ser dividida em: (i) consumo de energia de corte (E_{corte}); (ii) consumo de energia variável (E_{var}) e (iii) consumo de energia fixa (E_{fixa}). A E_{corte} é a quantidade necessária para remover certo volume de material da peça. A E_{fixa} refere-se à energia dispendida para acionar os sistemas do eixo principal e o avanço da máquina ferramenta; a E_{var} é a parcela devida ao funcionamento de componentes auxiliares tais como o motor de ventilador, servos e bombas de refrigeração.

O cálculo do consumo de energia elétrica, em função das potências e tempos dispendidos pelas máquinas, pode ser realizado, conforme Equação 3.6. Este procedimento de cálculo pode ser observado nas pesquisas de CHEN *et al*. (2018); HU (2018) e WANG *et al*. (2018).

$$E_t = \int P_c dt + \int P_{Var} dt + \int P_{fixa} dt \tag{3.6}$$

Onde:

E_t é a energia total em Wh.

P_c é a potência necessária para realizar o corte da peça em W.

P_{var} e P_{fixa}são as potências variáveis e fixas utilizadas para a movimentação e funcionamento da máquina-ferramenta em W.

Segundo Calvanese *et al*. (2013) e Gutowski *et al*. (2006), a potência de corte pode ser calculada em função da taxa de remoção e do tipo de material usinado, conforme a Equação 3.7. As Equações 3.8 e 3.9 podem ser utilizadas para determinar a potência e a energia total durante o processo de usinagem.

$$P_{corte} = k_c \times MRR \tag{3.7}$$

$$P = P_0 + \left(k_c \times MRR\right) \tag{3.8}$$

$$E_t = \int_0^t P dt = \int_0^t \left[P_0 + \left(k_c \times MRR\right)\right] dt \tag{3.9}$$

Sendo:

P é a potência total de usinagem (W).

P_0 é a potência consumida pelos módulos de funcionamento da máquina-ferramenta quando ela não está na operação de corte (W).

P_{corte} é a potência consumida pela máquina-ferramenta durante a operação de corte (W).

k_c é a pressão específica de corte (N/mm²).

MRR é a taxa de remoção de material (mm³/s).

t é o tempo de operação da máquina-ferramenta (s).

No caso específico deste trabalho, o consumo de energia elétrica será determinado somente para a operação de corte e calculado de acordo com a Equação 3.10.

$$CE_{elet} = k_c \times MRR \times t_c \tag{3.10}$$

$$k_c = \frac{k_{c_1}}{h_m^{mc}} \tag{3.11}$$

Onde:

CE_{elet} é o consumo de energia durante a operação de corte (kWh).

k_{c_1} e mc são valores fornecidos pela fabricante da ferramenta de corte e depende do material a ser usinado. Para o aço inoxidável duplex os valores de k_{C_1} e mc são 2250 N/mm² e 0,25, respectivamente.

h_m é a espessura média do cavaco (mm) e pode ser estimada, conforme Equação 3.12.

$$h_m = \frac{sen(\chi_r) \times 180^0 \times a_e \times f_z}{\pi \times D_c \times arcsen\left(\frac{a_e}{D_c}\right)} \tag{3.12}$$

Yan e Li (2013) estudaram a influência das variáveis de controle no consumo de energia durante o fresamento do aço carbono C45. Os autores concluíram que a largura fresada (a_e), a profundidade de corte (a_p), o avanço por dente (f_z) e a velocidade (v_c) foram influentes, nesta ordem, na energia consumida durante a usinagem do material.

Ahmed e Arora (2019) investigaram a influência da velocidade corte, avanço por dente e profundidade de corte no consumo de energia durante o fresamento de topo do aço carbono A36 K02600. A velocidade (v_c) e a profundidade de corte (a_p) foram os parâmetros que mais afetaram, significativamente, no consumo de energia do processo.

Hsiao *et al*. (2020) analisaram a influência dos parâmetros de corte na rugosidade, energia específica e potência de corte, utilizando a mínima quantidade de fluido (MQL) no fresamento de

topo do Inconel-800. Os autores concluíram que as variáveis mais significativas foram avanço por dente; a profundidade e velocidade de corte, nessa ordem.

3.6 Emissão de dióxido de carbono (CO_2) – Revisão Sistemática da Literatura

Este tópico tem a finalidade de apresentar a revisão sistemática de literatura (RSL) realizada envolvendo as publicações dos trabalhos científicos a respeito da emissão de dióxido de carbono (CO_2) para diferentes processos de fabricação. Neste contexto, esta revisão tem como objetivo verificar se o emprego das metodologias propostas neste trabalho é assertivo para preencher possíveis lacunas identificadas em relação ao tema de pesquisa em questão.

A RSL é um método claro e reprodutível que permite aos pesquisadores, de forma confiável, obter uma visão completa a respeito de um determinado tema. A RSL é dividida em cinco fases: (i) formulação das perguntas de pesquisa; (ii) estabelecimento dos estudos que envolvem o tema de pesquisa; (iii) seleção e avaliação dos estudos; (iv) análise e síntese dos estudos selecionados e (v) redação dos resultados obtidos (FARIAS *et al*., 2019; FU *et al*., 2018; GARZA-REYES, 2015; PERVAIZ *et al*., 2018; TRANFIELD *et al*., 2003).

As etapas em relação à RSL desenvolvida serão detalhadas nos próximos tópicos.

3.6.1 Formulação das perguntas de pesquisa

A primeira etapa da revisão sistemática da literatura é desenvolver, de forma clara e objetiva, as perguntas de pesquisa que servirão de base para o desenvolvimento das análises bibliográficas. Isto permite ao pesquisador realizar, formalmente, uma revisão que traz transparência e rigor à pesquisa. Para esta tese foram desenvolvidas as seguintes perguntas de pesquisa:

1. Quais foram os principais autores que pesquisaram sobre a emissão de CO_2 envolvendo os diferentes tipos de processos de fabricação? Quais as principais revistas que publicaram estas referências bibliográficas? Quantos trabalhos foram publicados por ano?
2. Quais trabalhos, sobre emissões de CO_2, utilizaram algum tipo de planejamento experimental, tais como Taguchi, Fatorial completo ou Fracionados, CCD, Box-Behnken, arranjos cruzados ou combinados?
3. Quantas variáveis de entrada (as controladas e as de ruídos) foram utilizadas nestes trabalhos?
4. Quantas variáveis de resposta foram consideradas?

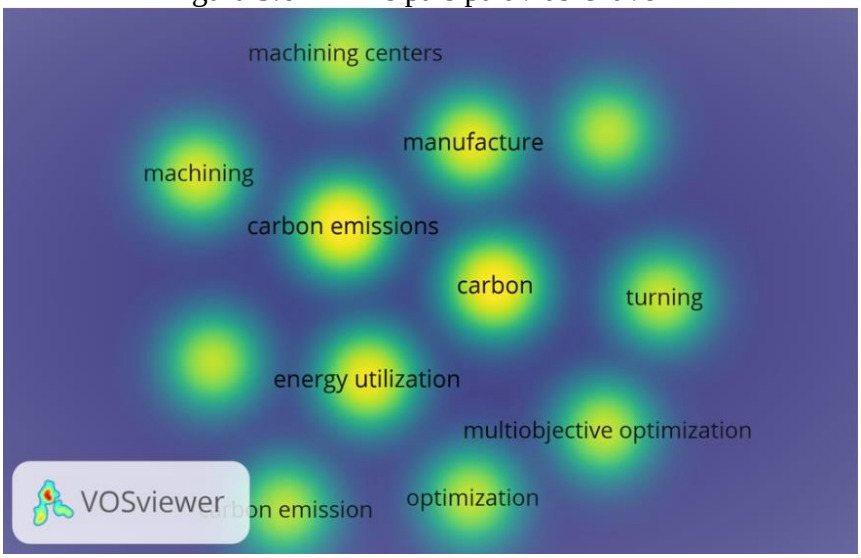
5. Quais os níveis de correlação entre as múltiplas respostas avaliadas?
6. Quais pesquisas realizadas atendem às perguntas de pesquisas formuladas anteriormente e tratam apenas do processo de fresamento?

3.6.2 Estabelecimento dos estudos que envolvem o tema de pesquisa

Para identificar os estudos publicados foi necessário definir as palavras-chave. Para isso foi utilizado a base de dados da *Scopus* (SC). A escolha dessa base de dados deve-se a possibilidade de encontrar resumos e citações bibliográficas revisadas por pares, tais como revistas científicas, livros e anais de conferência. Isso é capaz de proporcionar uma ampla cobertura na literatura científica das diferentes áreas de conhecimento (GASPARYAN *et al*., 2018; MÄNTYLÄ *et al*., 2018; PARVIN *et al*., 2019).

Em seguida, acessando a plataforma de dados em 11/09/2021, utilizou-se a palavra-chave emissão de carbono ("*carbon emission*") para listar os trabalhos publicados ao longo do tempo. Neste caso, não foi delimitado um período específico, pois o objetivo foi estabelecer o maior número de trabalhos possível. Foram identificados 44.839 documentos. Devido à grande quantidade de trabalhos, uma segunda pesquisa foi realizada empregando as palavras-chave emissão de carbono e usinagem ("*carbon emission and machining*"). Obteve-se um total de 143 documentos. O termo usinagem foi utilizado, pois um dos objetivos da pesquisa é relacionar a quantidade de trabalhos publicados envolvendo a emissão de CO_2 com os processos de usinagem. A partir desses 143 documentos e, por meio da utilização do *software* de estudo bibliométrico *VOSviewer*®, foi possível identificar as principais palavras-chave, o que pode ser observado na Figura 3.6.

Figura 3.6 – Principais palavras-chave



Fonte: *Software VOSviewer*®

O *VOSviewer*®, segundo Marcal *et al*. (2021), permite analisar as inter-relações entre autores e, o número de ocorrências entre as palavras-chave a partir de uma relação de documentos científicos pré-estabelecida. Assim, de acordo com o *software*, o número de ocorrências das principais palavras-chave identificadas nos 143 trabalhos pode ser visualizado conforme Tabela 3.2.

Tabela 3.2 – Número de ocorrências das palavras-chave

Palavra-Chave	Número de ocorrências
Emissões de Carbono (“*carbon emissions*”)	61
Carbono (“*carbon*”)	59
Utilização de Energia (“*energy utilization*”)	48
Fabricação (“*manufacture*”)	45
Usinagem (“*machining*”)	39
Torneamento (“*turning*”)	34
Otimização Multiobjetivo (“*multiobjective optimization*”)	33
Otimização (“*optimization*”)	32
Centros de Usinagem (“*machining centers*”)	31
Emissão de Carbono (“*carbon emission*”)	30

Identificadas as principais palavras-chave, o próximo passo foi agrupá-las em três categorias, mostradas no Quadro 3.1.

Quadro 3.1 – Classificação das palavras-chave em categorias

Categoria1 – Palavras-chave (Sustentabilidade)	Categoria 2 – Palavras-chave (Fabricação)	Categoria 3 – Palavras-chave (Otimização)
Emissões de Carbono (“*carbon emissions*”)	Fabricar (“*manufacture*”)	Otimização Multiobjetivo (“*Multiobjective optimization*”)
Carbono (“*carbon*”)	Usinagem (“*machining*”)	Otimização (“*optimization*”)
Utilização de Energia (“*energy utilization*”)	Torneamento (“*turning*”)	-
-	Centros de Usinagem (“*machining centers*”)	-

Esse procedimento é capas de facilitar o processo de busca dos documentos científicos nos bancos de dados disponíveis no portal periódico da CAPES, nas quais se destacam a *Scopus* (SC) e a *Web of Science* (WoS). Estas bases foram escolhidas, pois são amplamente utilizadas por diversos

pesquisadores, em diferentes áreas do conhecimento, quando se trata de uma revisão sistemática da literatura. Por exemplo, a SC e a WoS foram empregadas em pesquisas envolvendo cidades e sociedades sustentáveis (KIBA-JANIAK *et al*., 2021); cadeia de suprimentos (CORMACK *et al*., 2021); estratégias de preços em economia compartilhada (YANG e XIA, 2021); inovação aberta em indústrias de manufatura (OBRADOVIĆ *et al*., 2021); usinagem por descarga elétrica a fio (ALMEIDA *et al*., 2021); etc.

Na *Scopus* foram encontrados, inicialmente, 49.644 documentos. Devido à grande quantidade de trabalhos científicos identificados, foi necessário realizar alguns refinamentos na base de dados. Para isso foram empregados os seguintes critérios: (i) a área do conhecimento; (ii) o idioma e (iii) os tipos de documentos. Após a realização de tais refinamentos, o número de documentos foi reduzido para 22.769. O resumo da pesquisa efetuada na SC pode ser observado conforme Figura 3.7.

Em relação à *Web of Science* foram encontrados 4.519 documentos. Como critérios de refinamento foram selecionados os tipos de documentos e o idioma. Neste caso, a área de conhecimento não foi utilizada por ser uma opção não disponível na plataforma. Ao realizar estes refinamentos foram encontrados 4.352 documentos. O resumo da pesquisa efetuada na WoS pode ser visualizado na Figura 3.8.

Figura 3.7 - Refinamentos e número de documentos identificados na *Scopus*

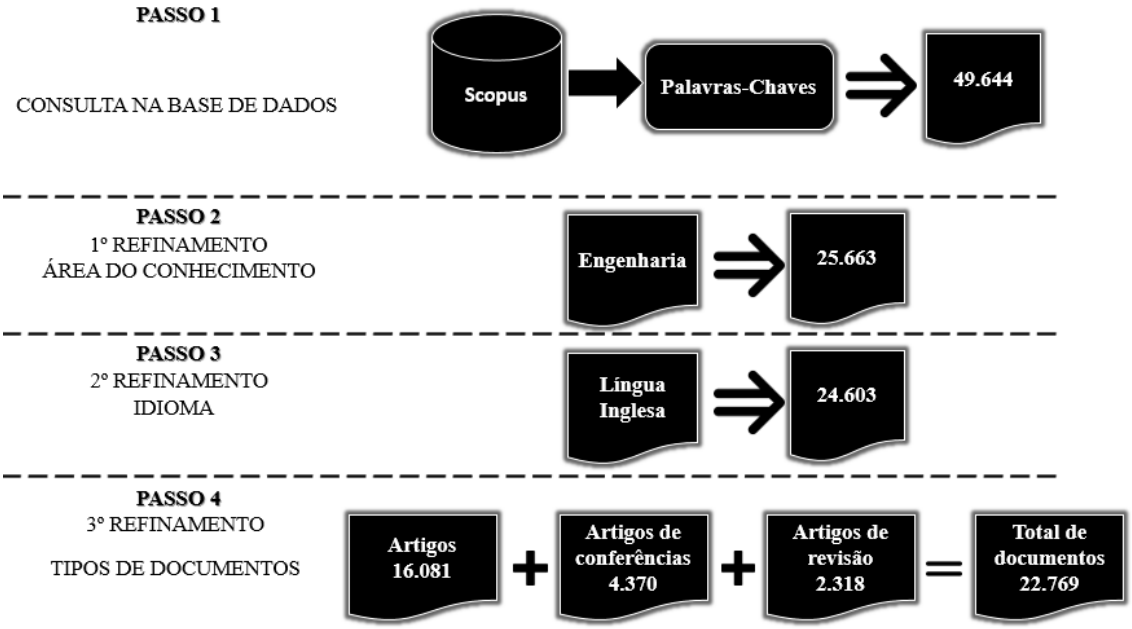
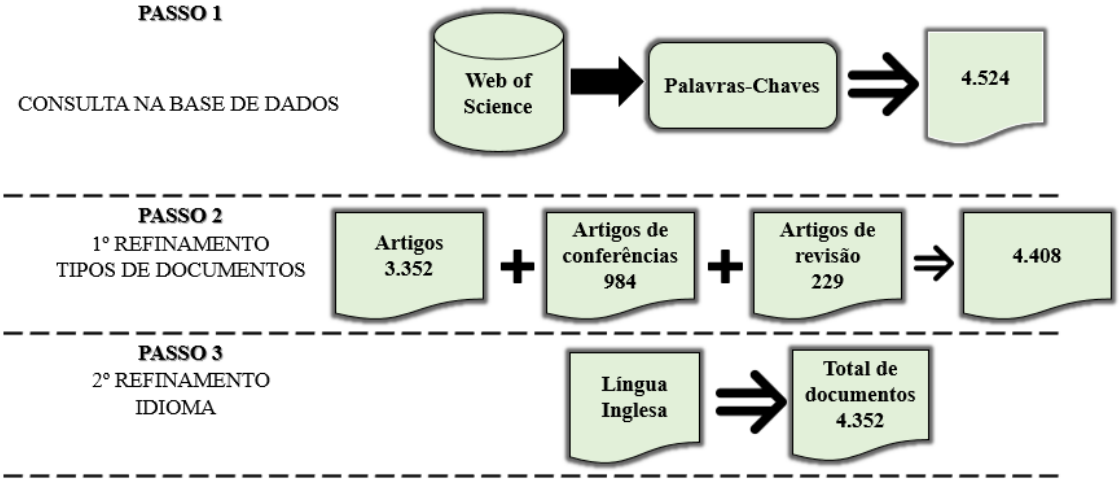


Figura 3.8 - Refinamentos e número de documentos identificados na *Web of Science*



3.6.3 Seleção e avaliação dos estudos

Identificados os documentos na *Scopus* e *Web of Science*, o próximo passo foi selecionar as referências relevantes para a RSL, que ocorreu em duas etapas. Na primeira, os trabalhos foram selecionados mediante a leitura dos títulos e dos resumos; de acordo com os critérios de inclusão e exclusão, conforme Quadro 3.2.

Ao término das triagens foram identificadas 670 referências bibliográficas na base SC e 118 na WoS, porém 80 artigos estavam em duplicidade. Além disso, durante as análises, 13 trabalhos foram descartados devido à impossibilidade de acesso.

Quadro 3.2 - Detalhes da seleção de documentos: critérios de inclusão e exclusão – etapa 1

Critérios	
Inclusão	Exclusão
Títulos e resumo que contêm palavras como:	Títulos e resumo que contêm palavras como:
✓ Usinagem tradicional: torneamento; mandrilamento; furação; fresamento; retificação e etc.	✓ Construção Verde; Rede elétrica.
✓ Usinagem não tradicional: Usinagem de jato de água; Usinagem Ultrassônica; Usinagem por descarga elétrica; Usinagem por feixe de laser; etc.	✓ Processos químicos; Processos alimentícios; Processos logísticos; Processos térmicos.
✓ Processos de fabricação sem remoção de cavaco: Fundição; Soldagem, injeção plástica, etc.	✓ Cadeia de suprimentos; Pavimentos asfálticos; modelagens de energia para máquinas industriais.

No total, foram selecionados 701 documentos (artigos + artigos de conferências + artigos de revisão) para segunda etapa de análise. A quantidade de trabalhos escolhidos para a segunda fase de avaliação, de acordo com cada tipo de documento, pode ser observada, conforme Tabela 3.3.

Tabela 3.3 - Quantidade de trabalhos selecionados para 2ª fase de análises

	Artigos	Artigos de Conferências	Artigos de revisão
Scopus (a)	501	130	39
Web of Science (b)	108	7	3
Em duplicidade (c)	80	7	0
Total (a)+(b)-(c)	529	130	42

Identificados os 701 documentos, deu-se início a segunda fase de análise. Nessa etapa, todos os artigos foram cuidadosamente avaliados com objetivo de classificar e selecionar aqueles que fornecessem informações necessárias para responder as perguntas de pesquisas formuladas. Os critérios utilizados para a classificação e seleção desses artigos podem ser visualizados no Quadro 3.3.

Após a leitura de cada documento, foi possível eleger os artigos que foram utilizados para responder as perguntas de pesquisa desta RSL. No total, foram encontrados 124 artigos, conforme critérios estabelecidos.

Quadro 3.3 - Detalhes da seleção de documentos: critérios de inclusão e exclusão – etapa 2

Critérios	
Inclusão	Exclusão
✓ As respostas foram analisadas para o mesmo processo.	✓ As respostas foram analisadas para diferentes processos ao mesmo tempo, como em planejamentos de processos ou planejamentos de produção.
✓ A ECO_2 foi uma das respostas analisadas.	✓ Não foi possível estimar a ECO_2.
✓ Foi possível estimar a ECO_2 utilizando dados de outras respostas, como consumo de energia elétrica.	

Continuação do Quadro 3.3- Detalhes da seleção de documentos: critérios de inclusão e exclusão – etapa 2

Critérios	
Inclusão	Exclusão
✓ Apresentaram os dados numéricos dos resultados experimentais	✓ Não apresentaram os dados numéricos experimentais. Por exemplo, os resultados foram apresentados graficamente.

3.6.4 Análise e Síntese dos estudos selecionados

Para analisar e sintetizar os artigos foi desenvolvida uma base de dados para registrar as informações necessárias e responder todas as perguntas fomentadas nesta RSL. Cada artigo foi identificado com título do trabalho; autores; periódico e o ano de publicação; o tipo de processo de fabricação e do material usinado; os diferentes planejamentos experimentais (Taguchi, fatorial completo, fatorial fracionado, arranjo composto central, Box-Behnken, arranjo cruzado e arranjo combinado); as variáveis de controle e de ruído; as variáveis de resposta e os níveis de correlação entre as múltiplas variáveis de resposta.

3.6.5 Redação dos resultados obtidos

Este tópico discorre sobre os resultados obtidos, após as análises dos artigos selecionados nessa RSL. Assim, foi possível responder cada uma das perguntas de pesquisa formuladas, envolvendo os processos de usinagem e a emissão de CO_2.

Vale ressaltar que, dos 124 artigos selecionados, foi necessário calcular a emissão de CO_2 para 87 deles, com base na quantidade de energia consumida pelas máquinas-ferramenta. Para isso, utilizou-se o valor médio do fator de emissão de CO_2, que relaciona à quantidade de CO_2 emitido para atmosfera para cada kWh ou MWh gerado nas usinas hidroelétricas brasileiras. O valor médio para o ano de 2020 foi de 0,45 tCO_2/MWh ou 0,45 $kgCO_2$/kWh.

a. Quais foram os principais autores que pesquisaram sobre a emissão de CO_2 envolvendo os diferentes tipos de processos de fabricação?

Para identificar os principais autores utilizou-se o software *VOSviewer*®. Segundo Eck e Waltman (2016), o *VOSviewer*® foi desenvolvido para analisar qualquer tipo de dados pertencentes a uma rede bibliométrica. O *software* é capaz de estabelecer relações de citação entre publicações ou periódicos, relações de colaboração entre pesquisadores e co-ocorrência entre os termos científicos.

Sendo assim, foi possível listar os pesquisadores que mais publicaram trabalhos envolvendo a emissão de CO_2, conforme Figura 3.9.

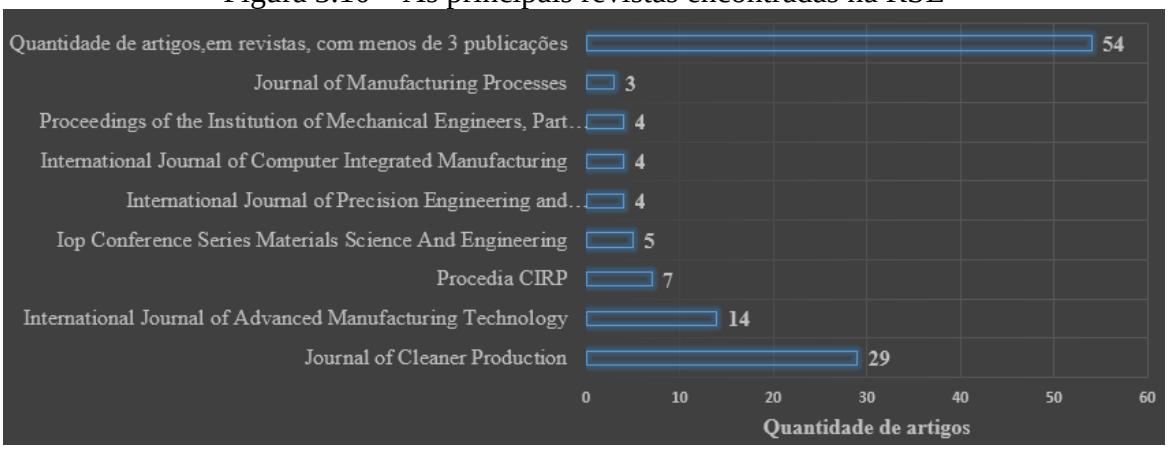
Figura 3.9 - Os principais autores identificados na RSL

b. Quais foram as principais revistas que publicaram estas referências bibliográficas?

A quantidade dos artigos publicados entre as revistas científicas e anais de conferência podem ser visualizados na Figura 3.10. Observa-se que o principal periódico utilizado pelos pesquisadores na divulgação de seus estudos é a *Journal of Cleaner Production*, com 29 publicações. Isso equivale a 23,39% do total de artigos utilizados nesta RSL. Em segundo, está a *International Journal of Advanced manufacturing Technology* (INJAMT), com 14 publicações, o equivalente a 11,29% do total. Logo em seguida está a *Procedia CIRP* com 7 trabalhos, o que equivale a 5,65%.

Por fim, classifica-se a *Iop Conference Series Materials Science And Engineering*, com 5 artigos, o correspondente a 4,03% do total. Entretanto, a maioria dos trabalhos, ou seja, 43,55% (54 artigos) foram divulgados em revistas com menores publicações (< 3), conforme Figura 3.10.

Figura 3.10 – As principais revistas encontradas na RSL

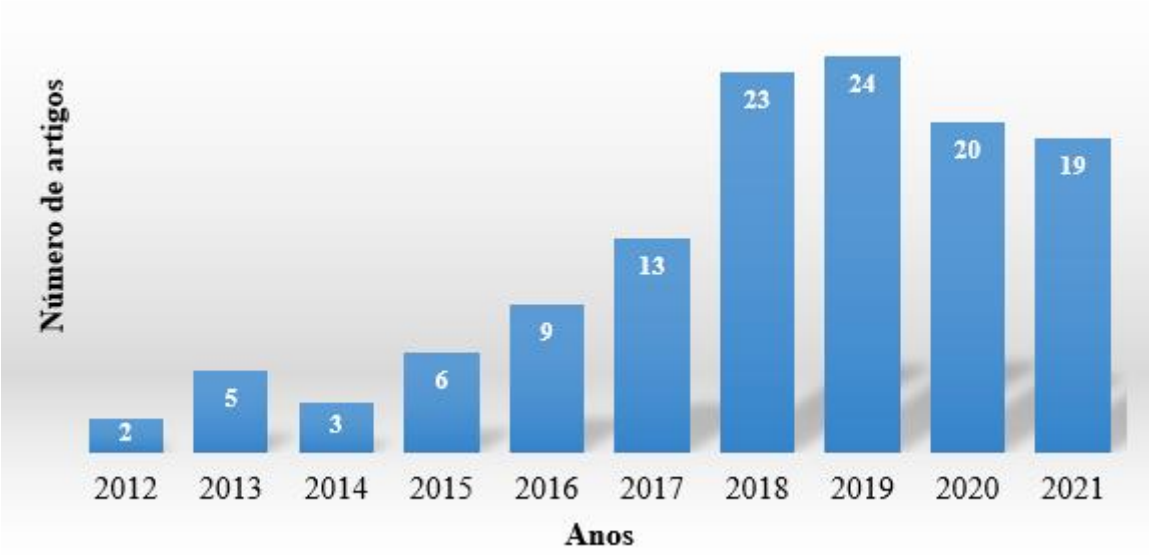


Isso mostra que questões de sustentabilidade, considerando-se os diferentes processos de fabricação, são relevantes para diversas revistas científicas.

c. Quantos trabalhos foram publicados no ano?

Em relação à quantidade de trabalhos publicados, observa-se que, conforme Figura 3.11, o número de artigos tem crescido ao longo dos anos. Em 2012, apenas 2 trabalhos foram publicados. Porém, percebe-se um aumento no número de publicações por parte da comunidade acadêmica e organizações industriais, em encontrar soluções capazes de diminuir o consumo de energia elétrica e consequentemente a emissão de CO_2, colaborando para a diminuição do efeito estufa na atmosfera. Nos anos 2020 e 2021, nota-se houve um pequeno recuo, que pode estar atrelado ao problema de saúde causado pela COVID-19.

Figura 3.11 – Quantidade de artigos publicados por ano



d. Que trabalhos utilizaram algum tipo de planejamento experimental?

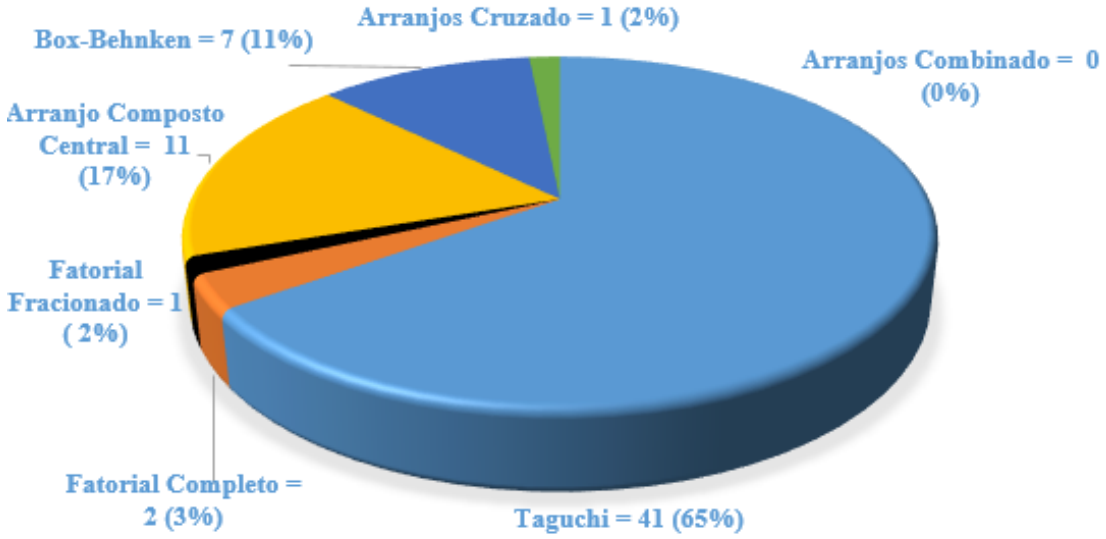
Segundo Montgomery (2017), os planejamentos experimentais podem ser executados utilizando um planejamento fatorial completo; experimentos fatoriais fracionados, que contribuem para a redução da quantidade de experimentos; arranjo composto central e o Box-Behnken, com objetivo de identificar as interações e os efeitos quadráticos das variáveis de entrada em relação às variáveis de resposta; e pela aplicação dos conceitos de projeto de parâmetros robusto por arranjos ortogonais de Taguchi, arranjos cruzados ou combinados, em que as variáveis de ruído (variável não controlada no processo) são analisadas e seu efeito não deve influenciar na desempenho do processo (variáveis de

resposta). Analisando os artigos utilizados na RSL, pode-se observar, conforme Figura 3.12 que 50% (62) dos trabalhos utilizaram alguma estratégia em relação ao planejamento experimental.

Figura 3.12– Número de artigos que utilizaram alguma estratégia de experimentos

Desse total, de acordo com a Figura 3.13, 41 trabalharam com os arranjos ortogonais de Taguchi, 11 optaram pelo arranjo composto central (CCD), 7 empregaram a estratégia Box-Behnken, 2 utilizaram o fatorial completo e apenas 1 trabalho optou pelo arranjo fatorial fracionado e arranjo cruzado. Entretanto, nenhum trabalho foi identificado utilizando a estratégia de arranjo combinado.

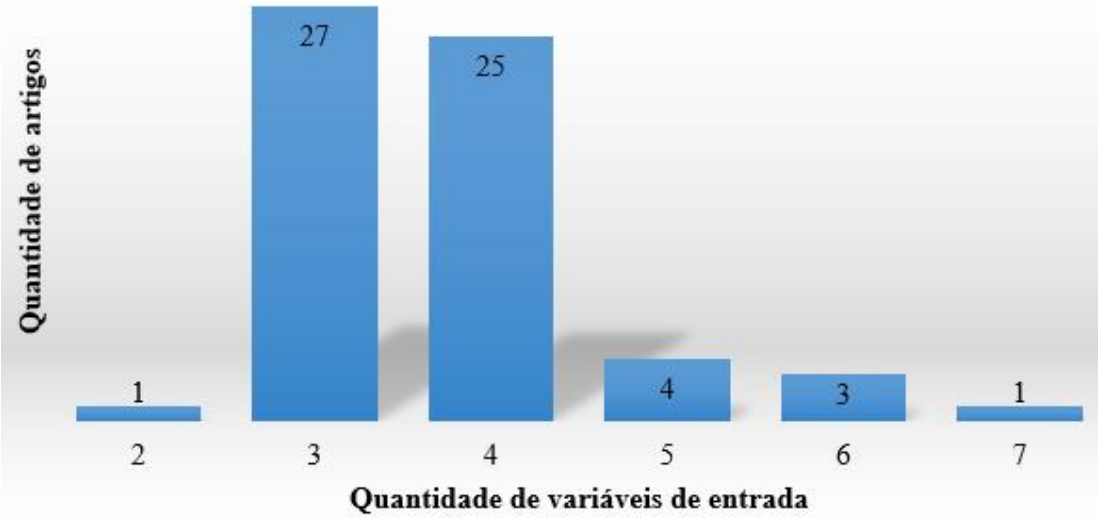
Figura 3.13 - Tipos de planejamento experimental utilizados nos artigos analisados na RSL



e. Quantas variáveis de entrada (controladas e ruídos) foram consideradas?

Levando em consideração os 62 trabalhos que utilizaram algum tipo de planejamento experimental, foram identificadas as variáveis de entrada, controladas ou não, conforme seus respectivos processos de fabricação. A relação entre as quantidades de documentos científicos *versus* o número de variáveis de entrada pode ser observado conforme Figura 3.14.

Figura 3.14 - Quantidade de artigos x quantidade de variáveis de entrada.



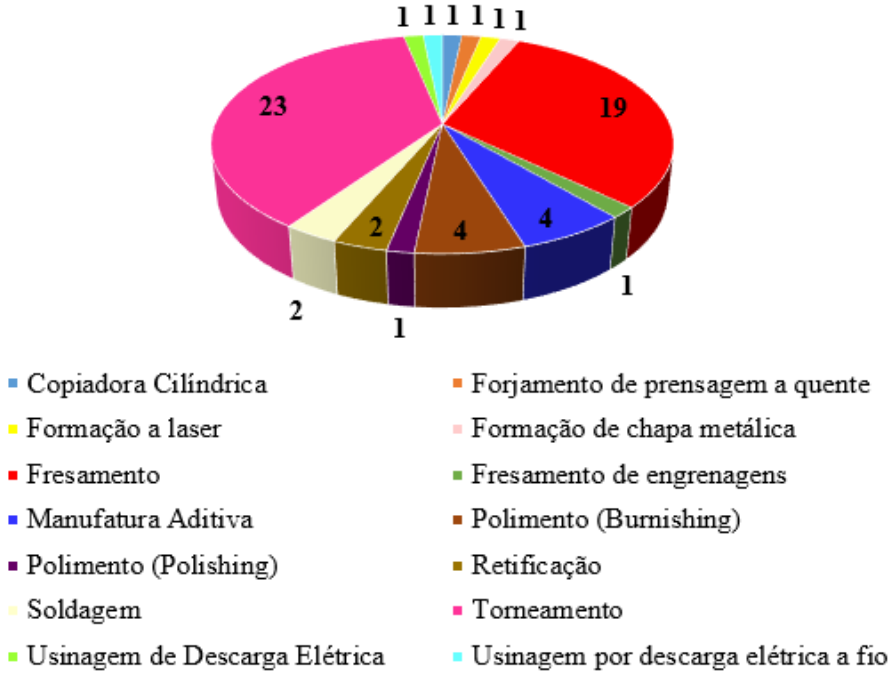
Analisando os dados, pode-se verificar que a maioria dos documentos científicos utilizaram três ou quatro variáveis de entrada para avaliar suas influências em diversas variáveis de resposta, inclusive para o consumo de energia e/ou emissão de CO_2.

A menor quantidade de variáveis de entrada foi observada no trabalho de Yusuf *et al*. (2019) e, a maior, na pesquisa de Zhang *et al*. (2020). Em relação às variáveis de ruído, foram consideradas somente a pesquisa realizada por Camposeco-Negrete *et al.* (2013). O objetivo foi estabelecer os valores ótimos do avanço, profundidade e velocidade de corte, de tal maneira que o fluido e os tipos diferentes de tornos, variáveis de ruído, não influenciassem na potência elétrica despendidas pelas máquinas-ferramenta. O estudo foi realizado no torneamento do aço AISI 1018, empregando os arranjos ortogonais de Taguchi, sendo o L9 para as variáveis de entrada e L4 para as variáveis de ruído. Para este trabalho foi possível estimar o valor para a emissão de CO_2.

Em relação aos processos de fabricação, identificados na revisão sistemática, pode-se verificar, conforme Figura 3.15, que a maioria dos trabalhos foram desenvolvidos utilizando o torneamento e fresamento. Verifica-se nestes documentos científicos que os parâmetros controláveis de ambos os processos são aqueles amplamente discutidos na literatura. Isto é, para o torneamento, os mais

utilizados foram a velocidade, avanço e profundidade de corte; para o fresamento, os mais utilizados foram avanço por dente, largura fresada, profundidade e velocidade de corte.

Figura 3.15 – Processos de fabricação identificados durante a RSL



f. Quantas variáveis de resposta foram consideradas?

A quantidade de variáveis de resposta versus os artigos analisados pode ser visualizada conforme Figura 3.16. Verifica-se que os números de respostas variam entre 2 e 19. Nos trabalhos de Gao *et al*. (2018), Zhao *et al*. (2014), Kant e Sangwan (2015) e Wang *et al*. (2018), as variáveis de resposta consideradas foram o consumo de energia e a emissão de CO_2. Na pesquisa de Galetto *et al.* (2021), as respostas analisadas foram o consumo de energia, a emissão de CO_2, 6 diferentes dimensões da peça, 5 valores de rugosidades R_a, 5 valores de rugosidade R_{sm} (em diferentes superfícies do produto) e o tempo de impressão, totalizando 19 variáveis de saída.

Após a análise dos 62 artigos que utilizaram algum tipo de planejamento experimental, foi possível elencar as principais variáveis de resposta dos diferentes processos de manufatura. A relação das 10 principais variáveis de resposta pode ser vista conforme Figura 3.17.

g. Análise da correlação entre as múltiplas respostas avaliadas

Para aplicar as técnicas da estatística multivariada, é importante avaliar os níveis de correlação entre as variáveis de resposta. As variáveis mensuradas devem possuir relação entre si e, por essa razão, é relevante que se determine o coeficiente de correlação entre elas.

Figura 3.16 – Variáveis de resposta encontradas na RSL

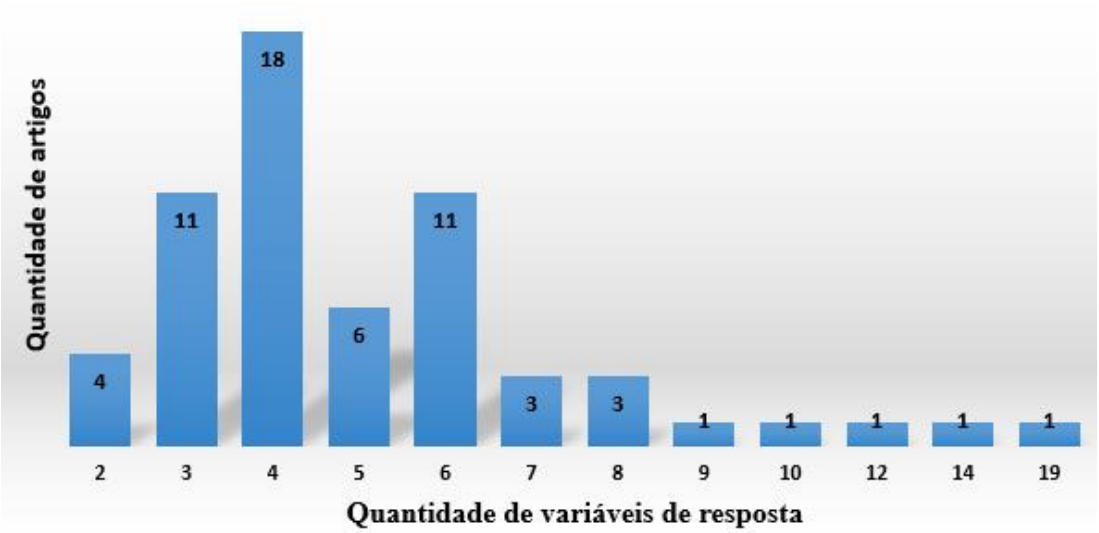
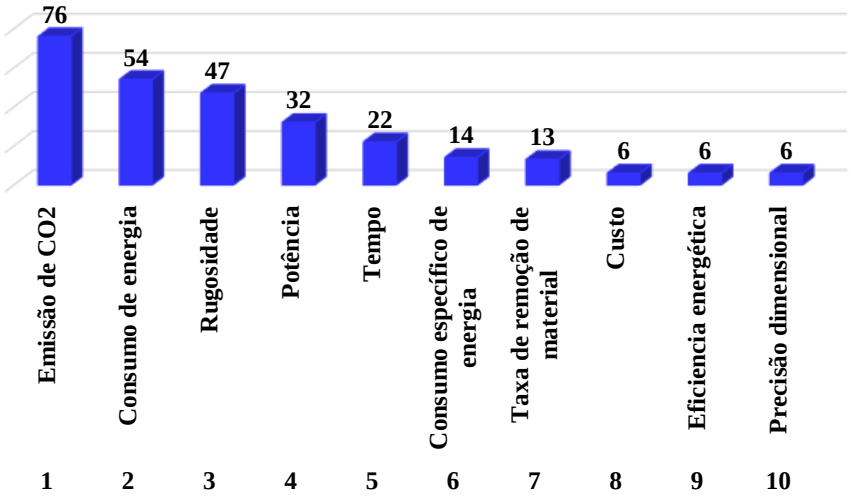


Figura 3.17 – As variáveis de resposta mais utilizadas nos artigos



Utilizando o Minitab® 17 foi possível calcular os níveis de correlação entre as múltiplas respostas dos 62 artigos selecionados nesta RSL. O resumo dos níveis de correlação pode ser observado na Tabela 3.4. No total, foram avaliados 1064 pares, sendo que 274 apresentaram correlações muito forte ($r \geq 0{,}90$); 202 correlações forte ($0{,}70 \leq r < 0{,}90$); 165 correlações moderada ($0{,}50 \leq r < 0{,}70$); 90 correlações fraca ($0{,}30 \leq r < 0{,}50$) e 332 pares não exibiram correlação estatisticamente significativa (valor P > 5%). Da análise realizada, pode-se afirmar que 731 pares mostraram ter algum tipo de correlação, o que revela a importância de levar em consideração a estrutura de dependência entre as múltiplas variáveis de resposta, principalmente em problemas de otimização multiobjetivos.

Tabela 3.4 – Análise das correlações entre as múltiplas respostas RSL

Níveis de correlação	Quantidade (em pares)	Percentagem
$r \geq 0{,}90$	274	25,75%
$0{,}70 \leq r < 0{,}90$	202	18,98%
$0{,}50 \leq r < 0{,}70$	165	15,51%
$0{,}30 \leq r < 0{,}50$	90	8,46%
$0{,}00 \leq r < 0{,}30$	0	0,00%
r não é estatisticamente significativo	332	31,20%
Total de pares analisados	1064	100%

h. Quais pesquisas realizadas que atendem às perguntas formuladas anteriormente e tratam apenas do processo de fresamento?

Yan e Li (2013) estabeleceram os níveis ótimos para a velocidade, avanço, profundidade e largura fresada no fresamento do aço C45 utilizando *Grey Relational Analysis* e metodologia de superfície de resposta. Um arranjo ortogonal de Taguchi L27 foi utilizado como planejamento experimental e a taxa de remoção de material (*MRR*), rugosidade R_a e consumo de energia elétrica foram as respostas coletadas durante os ensaios. A emissão de CO_2 foi calculada, com base no consumo de energia elétrica. Em relação à correlação entre os 6 pares analisados, 4 pares apresentaram um coeficiente de correlação estatisticamente significativo.

Campatelli *et al*. (2014) realizaram experimentos durante o fresamento do aço carbono AISI 1050 com o objetivo de minimizar o consumo de potência dispendido no processo de usinagem. O arranjo composto central (CCD) foi empregado como estratégia para a realização dos experimentos. A velocidade de corte, o avanço por dente, a profundidade de corte e a largura fresada foram as variáveis de controle selecionadas no processo. O consumo das energias específica e total foram as variáveis de resposta selecionadas para avaliar o desempenho do processo. A emissão de CO_2 foi estimada com base no consumo de energia. Dos 10 pares combinados entre as variáveis de resposta, 7 apresentaram o coeficiente de correlação estatisticamente significativo.

Li *et al*. (2016) integraram as metodologias de Taguchi, superfície de respostas e o algoritmo de otimização multiobjetivo por enxame de partículas para determinar os parâmetros ótimos de corte durante o fresamento do aço AISI 1045. As variáveis de entrada selecionadas foram a velocidade de corte, avanço por dente, profundidade de corte e largura fresada. As variáveis de resposta selecionadas

foram o tempo da máquina operando “em vazio”, tempo de corte, tempo total de processamento, potência gasta para manter a máquina em funcionamento, potência e energia consumida durante a operação de corte. A ECO_2 foi estimada para as condições de máquina em funcionamento e durante a operação de corte. Em relação à correlação, dos 28 pares analisados, entre as variáveis de resposta, 23 apresentaram o coeficiente de correlação estatisticamente significativo.

Arriaza *et al*. (2017) realizaram uma otimização multiobjetivo envolvendo o tempo de usinagem e o consumo de energia durante o fresamento da liga de alumínio Al7075. As variáveis de entrada selecionadas foram a velocidade de corte, avanço, profundidade de corte e largura fresada. Os experimentos foram planejados utilizando um arranjo composto central e os parâmetros foram otimizados pela aplicação do método “*desirability*”. A ECO_2 foi calculada baseada nos valores coletados do consumo de energia e do tempo de usinagem. Em relação à correlação todos os pares foram estatisticamente significativos.

Deng *et al*. (2017) modelaram o consumo de energia no processo de fresamento do aço 16Mn. Um arranjo ortogonal de Taguchi L25 foi planejado para a coletada de dados experimentais. Os parâmetros de controle selecionados foram a velocidade de corte, avanço, profundidade de corte e largura fresada. O consumo de energia do processo, o tempo de corte, a rugosidade, a energia específica de corte e a vida da ferramenta foram as respostas utilizadas para mensurar o desempenho do processo. A ECO_2 foi calculada em função do consumo de energia e tempo de corte. Dos 15 pares estudados para avaliar a correlação entre as variáveis de resposta, 10 apresentaram coeficiente estatisticamente significativo.

Zhang *et al*. (2017) otimizaram os parâmetros do processo de fresamento de uma liga de alumínio e utilizaram o arranjo ortogonal de Taguchi L16. As variáveis de controle selecionadas foram o avanço, velocidade e profundidade de corte. As respostas escolhidas foram a potência para manter a máquina-ferramenta em funcionamento, potência de corte, taxa de remoção de material, e emissão de CO_2 e a rugosidade R_a. Dos 10 pares analisados entre as variáveis de resposta, 5 apresentaram coeficiente de correlação estatisticamente significativo.

Chen *et al*. (2018) otimizaram os parâmetros do processo de fresamento do aço carbono C45, para maximizar a eficiência energética, a taxa de remoção de material e a vida da ferramenta. O arranjo ortogonal de Taguchi L25 foi utilizado como estratégia para a coletar as respostas do processo. A emissão de CO_2 foi estimada multiplicando-se o consumo de potência pelo tempo de corte. As correlações entre todos os pares das respostas foram estatisticamente significativas.

Guerra-Zubiaga *et al*. (2018) otimizaram os parâmetros do processo de fresamento de topo em madeira. Os experimentos foram planejados utilizando um arranjo fatorial completo com réplicas. As variáveis de entrada selecionadas foram a velocidade, o avanço e profundidade de corte. O consumo de energia foi a variável de resposta mensurada durante os ensaios experimentais e com esses dados coletados foi possível determinar a ECO_2. As correlações entre os pares das respostas foram estatisticamente significativas.

Ayabaca *et al*. (2019) analisaram a influência da velocidade de corte, avanço por dente, profundidade de corte e da direção dos passes na potência e na rugosidade. Os ensaios experimentais foram planejados utilizando o arranjo ortogonal de Taguchi L27 e realizados em duas máquinas-ferramenta. A emissão de CO_2 foi estimada considerando-se os valores coletados da potência de corte. Em ambas condições de usinagem, a correlação entre a potência de corte e E_{CO2} foram fortes. Porém, essa correlação não foi estatisticamente significativa quando comparada com a rugosidade.

Khan *et al*. (2019) otimizaram a velocidade de corte, o avanço, a profundidade de corte e a largura fresada para maximizar a taxa de remoção de material e minimizar a rugosidade e energia de corte durante o fresamento do AISI 1045. Os experimentos foram realizados conforme o arranjo ortogonal L27 de Taguchi e a ECO_2 foi calculada com base nos valores de energia de corte. Todos os pares analisados apresentaram coeficiente de correlação estatisticamente significativo.

Moreira *et al*. (2019) otimizaram a velocidade, profundidade de corte, avanço por dente e largura fresada no fresamento do aço AISI4340. A taxa de remoção de material, os consumos de energia durante a operação de corte e deslocamento da ferramenta, os tempos de corte e de deslocamento da ferramenta, potência de corte e consumo de energia foram as variáveis de resposta selecionadas para analisar o desempenho do processo. A ECO_2 foi calculada baseada na potência e no tempo de corte. Os experimentos foram realizados seguindo o arranjo ortogonal L24 de Taguchi. Dos 36 pares analisados, 24 apresentaram coeficiente de correlação estatisticamente significativo.

Sasindran *et al*. (2019) otimizaram a velocidade, profundidade de corte e avanço por dente no fresamento do bronze. As variáveis de resposta analisadas foram o tempo de corte, a rugosidade, a emissão de dióxido de carbono e potência de usinagem. Os experimentos foram realizados baseado no arranjo ortogonal L9 de Taguchi. Dos 6 pares analisados, 3 apresentaram coeficiente de correlação estatisticamente significativo.

Deng *et al*. (2020) calcularam a razão entre a emissão de CO_2 e a emissão total de carbono durante o fresamento de um aço manganês. Esta relação foi chamada pelos autores de “eficiência de utilização de carbono”. As variáveis de controle selecionadas foram a velocidade, avanço por dente,

profundidade de corte e largura fresada. As respostas analisadas foram o tempo de corte, potência, rugosidade, eficiência de utilização de carbono e emissão de CO_2. Os experimentos foram realizados de acordo com o arranjo ortogonal L25 de Taguchi. Dos 36 pares analisados entre as variáveis de resposta, 27 apresentaram coeficiente de correlação estatisticamente significativo.

Nguyen *et al*. (2020) realizaram uma otimização multiobjetivo para maximizar o fator de potência e minimizar o consumo de energia, bem como a rugosidade R_a durante o fresamento do aço AISI 304. Os experimentos foram conduzidos de acordo com o arranjo Box-Behnken. As variáveis de controle selecionadas foram velocidade de corte, avanço por dente, profundidade de corte e raio da ponta da ferramenta. A emissão de CO_2 foi estimada baseada no consumo de energia. Dos 6 pares avaliados, 3 apresentaram um coeficiente de correlação estatisticamente significativo.

Öztürk e Kara (2020) otimizaram os parâmetros de corte durante o fresamento da liga de alumínio Al6061. As variáveis de controle selecionadas foram a velocidade de corte, avanço por dente, profundidade de corte e condições de lubri-refrigeração. As variáveis de resposta analisadas foram as rugosidades R_a e R_z, potências no motor do fuso e eixo, consumos específicos de energia no motor do fuso e do eixo. As emissões de dióxido de carbono foram calculadas de acordo com os consumos específicos de energia coletados durante os experimentos. Em se tratando de experimentos, os autores utilizaram o arranjo ortogonal de Taguchi L16 para coletar as respostas. Dos 28 pares estudados, 11 apresentaram coeficiente de correlação estatisticamente significativo.

Zhou *et al*. (2020) estudaram o efeito dos parâmetros velocidade de corte, avanço por dente, trajetória da ferramenta, profundidade de corte e largura fresada no tempo de processamento, emissão de dióxido de carbono e custo do processo fresamento do aço C45. Os experimentos foram realizados utilizando o arranjo ortogonal L9 de Taguchi. Todos os pares de respostas analisados apresentaram correlações estatisticamente significativas.

3.7 Emissão de dióxido de carbono (CO_2)

A concentração de dióxido de carbono na atmosfera vem crescendo a cada ano, contribuindo para o aumento do efeito estufa, que é responsável pelo crescente aquecimento global, provocando mudanças climáticas no planeta. Este aumento deve-se a queima de carvão, petróleo e gás utilizados na produção de energia (ANDERSON *et al.*, 2016). A usinagem representa uma das principais atividades consumidoras de energia e o consumo excessivo tornou-se um dos problemas para as indústrias manufatureiras devido às grandes quantidades dióxido de carbono (CO_2) emitidos para a atmosfera (DIETMAIR e VERL, 2008; KHAN *et al*., 2019).

A busca por processos sustentáveis representa um desafio para as corporações. Isso pode ser obtido por melhorias na saúde e segurança dos trabalhadores, redução de impactos ambientais, geração de resíduos industriais, consumo de energia, e como consequência emissão de dióxido de carbono (CO_2) na atmosfera (GUPTA e LAUBSCHER, 2017; KHANNA *et al*., 2020). Diversos trabalhos foram realizados para desenvolver uma modelagem capaz de avaliar os impactos da emissão de CO_2 ao meio ambiente, causados pelos processos de usinagem (BRANKER *et al*., 2011).

Narita *et al*. (2008) desenvolveram uma metodologia de cálculo para avaliar os impactos ambientais causados durante o fresamento de topo do aço carbono S50C. A emissão de CO_2 foi a resposta analisada para o processo. Os experimentos foram realizados nas condições de corte a seco, com mínima quantidade de lubrificação (MQL) e fluido emissível a água. Os autores concluíram que o uso do MQL causou menos impacto ambiental em termos de CO_2, quando comparados com as outras condições de corte utilizadas no processo.

Anderberg *et al*. (2010) demonstraram melhorias de produtividade e economia de custos no processo de torneamento. Dentre os custos analisados, a emissão de CO_2 foi estimada baseado na assinatura de carbono proposta por Jeswiet e Kara (2008) e nos custos diretos e indiretos referentes ao consumo de energia elétrica. Dentre as diversas conclusões relatadas pelos os autores, o custo de emissão de CO_2 foi insignificante quando comparado com os demais custos despendidos no processo. Os pesquisadores alertaram que, em escala maior de produção, uma redução de 50% no custo de energia elétrica e, consequentemente, no custo de emissão de CO_2, pode proporcionar uma redução significativa nos custos totais de produção.

Branker *et al*. (2011) desenvolveram um modelo de custos, incluindo os despendidos com energia e ambientais, que foi utilizado para otimizar os parâmetros de usinagem. Os custos ambientais foram diretamente relacionados à emissão de CO_2, utilização de fluidos refrigerantes e lubrificantes, material direito, ferramenta de corte e geração de cavacos. Exemplos numéricos encontrados na literatura foram utilizados para validar a modelagem desenvolvida. Os autores concluíram que, do ponto de vista de estratégia de manufatura, é necessário ter mais certeza com a precificação do custo de carbono para reduzir o risco financeiro.

Liu *et al*. (2016) propuseram uma abordagem para otimizar a velocidade de corte e avanço para reduzir o custo de emissão de CO_2 e o tempo total de usinagem durante o torneamento do aço carbono 45. O método utilizado para obter a solução ótima de Pareto foi o algoritmo denominado *Non-dominated sorting genetic algorithm* (NSGA-II). Para selecionar o parâmetro ótimo de corte utilizou-

se, como critério, o custo total de usinagem. Os autores concluíram que a velocidade de corte exerceu maior influência na emissão de CO_2 e no tempo de corte.

Lin *et al*. (2017) otimizaram a velocidade de corte, o avanço e profundidade de corte durante o torneamento do aço carbono C45 nas condições sem e com fluido de lubri-refrigeração. Um arranjo ortogonal com 9 experimentos foi planejado para determinar a emissão de carbono, tempo de operação e custos de usinagem. As modelagens das variáveis de resposta foram estabelecidas utilizando o método de regressão linear, enquanto a otimização multiobjetivo foi realizada pelo emprego do algoritmo baseado em ensino-aprendizado MTLBO (*multiobjective teaching–learning based optimization*). Os resultados da otimização indicaram que o uso de fluido reduziu significativamente a emissão de dióxido de carbono e o custo de usinagem, além de melhorar o tempo produtivo na operação de torneamento com multipasses.

Neste trabalho, a abordagem utilizada para determinar a emissão de CO_2 seguirá a formulação matemática proposto por Liu *et al*. (2016), que se baseia no índice de emissão de carbono. Este índice representa a quantidade de CO_2, lançada à atmosfera, em função da quantidade de energia elétrica consumida. Seu cálculo pode ser realizado conforme Equação 3.13.

$$QE_{CO_2} = CE_{elet} \times F_e \tag{3.13}$$

Onde:

QE_{CO_2} é a quantidade de dióxido de carbono emitido (kg).

CE_{elet} é a energia elétrica consumida (kWh).

F_e é o fator de emissão de carbono em (tCO_2/MWh).

No Brasil, as informações sobre este índice podem ser encontradas no site do Ministério da Ciência, Tecnologia e Inovações (MCTI). A Tabela 3.5 apresenta os valores mensais de F_e para ano de 2020.

Tabela 3.5 – Fatores de CO_2 pelo consumo de energia elétrica no Sistema Interligado do Brasil

Fator de emissão de carbono em tCO_2/MWh												
Jan	Fev	Mar	Abr	Mai	Jun	Jul	Ago	Set	Out	Nov	Dez	Méd.
0,56	0,53	0,38	0,30	0,36	0,48	0,39	0,40	0,33	0,57	0,54	0,61	0,45

3.8 Considerações finais do capítulo

Este capítulo teve como objetivo apresentar os principais conceitos do processo de fresamento, das variáveis de controle e as de resposta utilizadas neste trabalho. Em relação à emissão de CO_2, uma RSL foi realizada analisando as variáveis controláveis, ruído, saída, estratégias experimentais e

análise de correlação entre as variáveis de resposta para diferentes processos de manufatura. As lacunas identificadas durante a RSL, permitem discorrer que o método do EQMM adaptado ao conceito de PPR associado à AF e NBI, pode contribuir para avanços no conhecimento científico, envolvendo a usinagem dos AID, especificamente para o processo de fresamento de topo. O detalhamento da aplicação do método EQMMFR-NBI será tratado no próximo capítulo.

4 MÉTODO DO ERRO QUADRÁTICO MÉDIO MULTIVARIADO FATORIAL ROBUSTO E INTERSEÇÃO NORMAL À FRONTEIRA (EQMMFR- NBI)

Considerando as lacunas identificadas na literatura em relação a otimização robusta para variáveis de resposta modeladas pela MSR, bem como adaptações nas metodologias como NBI e EQM, o presente trabalho traz como proposta o aperfeiçoamento desses métodos, denominado EQMMFR-NBI, onde o experimentador deseja utilizar um arranjo combinado. Tal aperfeiçoamento consiste em adaptar o método EQM-NBI para funções de média e variância derivadas de superfícies de resposta estimadas com escores rotacionados de fatores das variáveis de saída originais.

4.1 Abordagem do Método EQMMFR-NBI

Como todo processo de fabricação, o fresamento de topo utiliza parâmetros controláveis, que podem ser influenciados pelas variáveis de ruído. Neste sentido, para garantir uma quantidade menor de experimentos quando comparado com os arranjos cruzados, um CCD em configuração combinada é utilizado incluindo as variáveis de controle (x) e as de ruído (z).

Definidas as variáveis de controle e ruído, e seus respectivos níveis, realiza-se os experimentos de acordo com o planejamento experimental projetado. Ao finalizar a coleta dos dados experimentais, efetua-se a análise de curvatura para verificar se as variáveis de resposta podem ser modeladas por equações de segunda ordem. A confecção de testes de normalidade dos dados coletados é importante, pois alguns métodos estatísticos - como análises de regressões (simples ou múltiplas) e análises de variâncias paramétricas - funcionam bem ao assumir este pressuposto. Em se tratando de análise de variância, a sua utilização é importante e permite estabelecer quais variáveis de controle e ruído são mais influentes nas variáveis de resposta, além de fornecer informações sobre o R-quadrado ajustado (R^2ajust), que permite avaliar se a equação de regressão apresenta uma adequada capacidade de previsão.

Os modelos das respostas coletadas durante os experimentos (R_a, R_q, R_t, R_z e MRR) e os determinísticos (CE_{elet} e QE_{CO2}) são obtidos utilizando o método dos mínimos quadrados ordinários (OLS) quando o valor de R^2(ajust) é aceitável. Caso contrário, os coeficientes das equações devem ser determinados utilizando o método dos mínimos quadrados ponderados (WLS). Como consequência, as equações de média e variância são estabelecidas para cada uma delas. As análises de correlação são realizadas para verificar a possibilidade de agrupar R_a, R_q, R_t, R_z, MRR, CE_{elet} e

QE_{CO2} em fatores rotacionados, utilizando a técnica multivariada denominada de Análise Fatorial (AF). O método de rotação varimax é utilizado para gerar as cargas fatoriais e a análise de similaridade entre as variáveis de originais e os fatores rotacionados é empregada utilizando a metodologia de clusterização de Ward por correlação absoluta.

Em seguida, as modelagens dos escores de fatores rotacionados são calculados e, posteriormente, estabelece-se as equações de média e variância de cada variável latente. Para estabelecer o Erro Quadrático Médio Multivariado Fatorial Robusto (EQMMFR), determinam-se os alvos otimizando, individualmente, cada variável subjacente (fator), utilizando o algoritmo Gradiente Reduzido Generalizado (GRG), disponível no solver do Excel®.

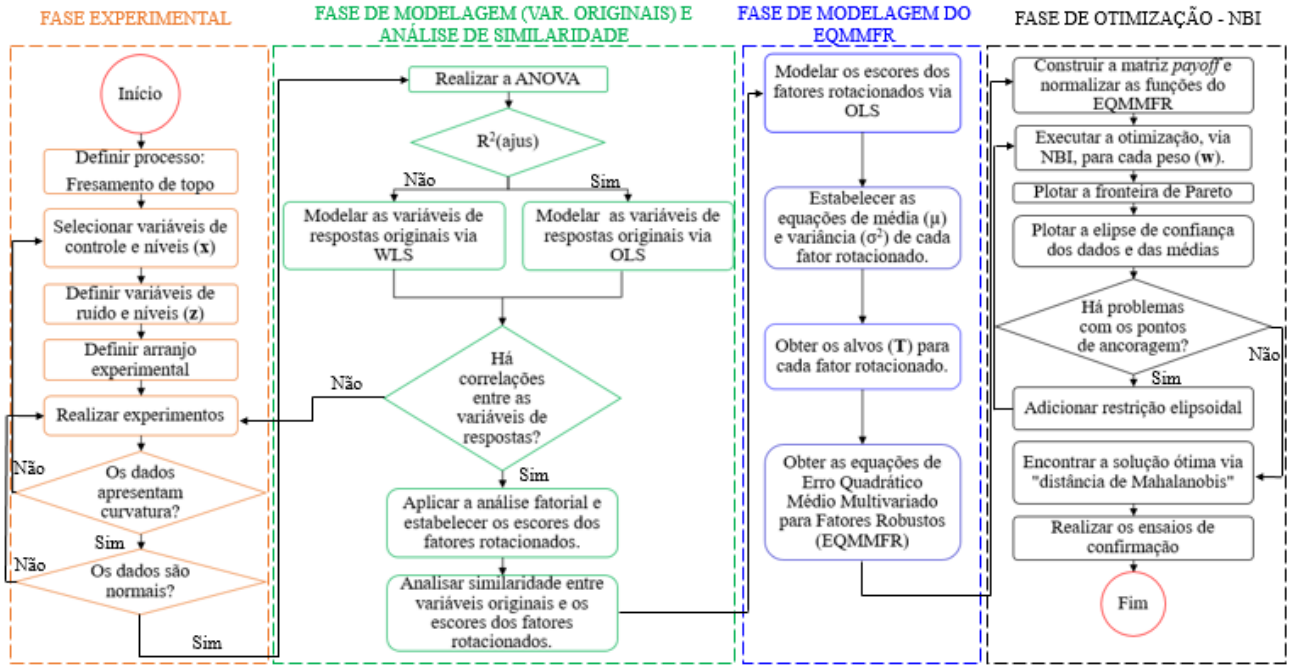
Após a composição do EQMMFR, inicia-se o processo de construção da fronteira de Pareto utilizando o método NBI. Primeiramente, a matriz *payoff* é estabelecida, determinando os pontos de utopia e de nadir. Em seguida, as normalizações das funções do EQMMFR são efetuadas e o conjunto de soluções ótimas de Pareto é obtido, com objetivo de gerar uma fronteira uniformemente distribuída e equiespaçada. Ao empregar o método NBI, com a utilização de funções objetivo correlacionadas, sejam elas positivas ou negativas, existe a possibilidade dos pontos de ancoragem saírem dos limites das fronteiras da elipse de confiança. Neste sentido, antes de estabelecer o ponto ótimo, a análise dos pontos de ancoragem da fronteira é realizada em relação à elipse de confiança dos dados experimentais.

Por fim, o ponto ótimo é estabelecido, utilizando como critério a distância de Mahalanobis, e os experimentos de confirmação são realizados para atestar o método e garantir os níveis ótimos, tanto para as variáveis originais quanto para os fatores rotacionados. A Figura 4.1 ilustra o fluxograma para a aplicação do método EQMMFR-NBI com a finalidade de otimizar os parâmetros controlados do processo de fresamento de topo do aço inoxidável duplex UNS S32205. O fluxograma foi separado em fases para a melhor compreensão da metodologia proposta neste trabalho.

4.2 Fase experimental

A primeira fase consiste na realização dos experimentos. O primeiro passo foi escolher o processo de fresamento de topo do aço inoxidável duplex UNS S32205. Este processo foi selecionado devido à facilidade de obter superfícies planas e com valores de acabamentos aceitáveis, principalmente quando o material a ser usinado é de baixa usinabilidade. Além disso a revisão de literatura revelou à carência de trabalhos empregando o referido processo e material combinando as metodologias apresentadas neste trabalho.

Figura 4.1 – Fluxograma Método EQMMFR-NBI



Em seguida foi selecionado as variáveis de controle (x) e seus respectivos níveis. Estes níveis foram estabelecidos durante os ensaios preliminares e pelas informações obtidas na literatura. A próxima etapa foi selecionar as variáveis de ruído (z). O desgaste do flanco da ferramenta (v_b) foi considerado, pois a escolha não depende do engenheiro de processo e esse fenômeno acontece de forma contínua e gradual durante o corte (ARRUDA *et al.*, 2019). Além disso, o desgaste do flanco da ferramenta influencia na produtividade do processo, na formação de cavacos, nos esforços de corte e na rugosidade das peças usinadas (ARRUDA, 2019).

A vazão de fluido (Q) foi considerada variável de ruído, pois não é possível garantir a efetividade do fluido atuando na região de corte causado pelo impacto do liquido lubri-refrigerante com o cavaco e com a ferramenta durante a dinâmica do processo de fresamento. Como um dos propósitos é a aplicação do conceito de projeto de parâmetros robusto, o que se espera é estabelecer os níveis ótimos do processo de tal maneira que a vazão de fluido (mínima ou máxima) ou sem vazão não influencie nas variáveis de resposta estudadas.

O comprimento em balanço (*tool overhang length* – l_{t0}), também foi considerada variável de ruído, pois em função da geometria da peça, esta dimensão pode influenciar na estabilidade do processo, nos esforços de corte, na deflexão da ferramenta, nas tolerâncias dimensionais e no acabamento da superfície usinada (WOJCIECHOWSKI *et al.*, 2018a; WOJCIECHOWSKI *et al.*,

2018b). Portanto, estabelecer os níveis dos parâmetros de processos em que o efeito desta variável não influencie na média e na variabilidade das respostas, torna-se interessante.

A próxima etapa refere-se à definição do arranjo experimental. Foi escolhido o CCD, em que as variáveis de controle e ruído foram combinadas com a intenção de reduzir os números de experimentações. O CCD projetado foi um fatorial com ½ fração, contendo as variáveis de controle e ruído, os níveis fatoriais, axiais e os pontos centrais para estimar o erro experimental. Em seguida, os experimentos foram conduzidos e as variáveis de resposta coletadas. A execução experimental foi realizada de forma aleatória, a fim de minimizar erros provenientes de outras variáveis que não foram consideradas, pela impossibilidade de serem mensuradas ou, até mesmo por serem desconhecidas.

O próximo passo foi analisar a curvatura dos dados coletados durante os experimentos e para isso a ANOVA foi realizada. Segundo Montgomery (2017), essa investigação é importante para verificar se as variáveis de resposta podem ser modeladas por equações de segunda ordem. Neste caso, é necessário efetuar o teste de hipótese, conforme Equação 4.1. Para isso, deve-se estabelecer o valor de P. Se este valor for menor que 5% (valor típico para o nível de significância), rejeita-se a hipótese nula e, nesta condição, pode-se afirmar que o conjunto de dados apresenta curvatura.

$$\begin{aligned} H_0 &: \sum_{j=1}^{k} \beta_{jj} = 0 \\ H_1 &: \sum_{j=1}^{k} \beta_{jj} \neq 0 \end{aligned} \tag{4.1}$$

Onde:

β_{jj} é o coeficiente dos termos quadráticos do *j*-ésimo termo.

Para estabelecer o valor de P, é necessário realizar alguns procedimentos de cálculo. Primeiramente, deve-se determinar a soma de quadrados para curvatura quadrática pura $\left(SS_{Quadrático\ puro}\right)$, conforme Equação 4.2. Segundo Montgomery (2017), a variância estimada entre os pontos fatoriais e centrais, o $MS_{Quadrático\ puro}$, que apresenta somente um grau de liberdade.

$$MS_{\text{Quadrático puro}} = SS_{\text{Quadrático puro}} = \frac{n_F n_C \left(\bar{y}_F - \bar{y}_C\right)^2}{n_F + n_C} \tag{4.2}$$

Onde:

n_F é o número de pontos fatoriais do CCD.

n_c é o número de pontos centrais do CCD.

$\bar{y}_F$ é a média dos dados coletados nos pontos fatoriais.

$\bar{y}_C$ é a média dos dados coletados nos pontos centrais.

Em seguida, calcula-se o erro quadrático médio (MS_{Erro}), a partir dos pontos centrais, utilizando a Equação 4.3.

$$MS_{\text{Erro}} = \frac{SS_{\text{Erro}}}{n_C - 1} = \frac{\sum_{i=1}^{n_C}\left(y_i - \bar{y}_C\right)^2}{n_C - 1} \tag{4.3}$$

Onde:

SS_{Error} é a soma dos quadrados do erro experimental.

y_i é o valor do dado coletado no i-ésimo ponto central.

$\bar{y}_C$ é a média dos dados coletados nos pontos centrais.

$n_c - 1$ é o número de graus de liberdade associado ao estimador de variância do erro experimental nos pontos centrais.

Determinados os valores de $MS_{Quadrático\ puro}$ e MS_{Erro}, a próxima etapa é calcular o quociente entre eles, conforme Equação 4.4. Esta relação matemática é denominada de estatística *F* (OLIVEIRA *et al*., 2019).

$$F_0 = \frac{MS_{\text{Quadrático puro}}}{SS_{\text{Erro}}} = \frac{\dfrac{n_F n_C\left(\bar{y}_F - \bar{y}_C\right)^2}{n_F + n_C}}{\dfrac{\sum_{i=1}^{n_C}\left(y_i - \bar{y}_C\right)^2}{n_C - 1}} \tag{4.4}$$

Para determinar o valor de P, utiliza-se a integral imprópria da distribuição de Fisher-Snedecor, conforme Equação 4.5 com graus de liberdade υ_1 e υ_2 para o numerador e denominador respectivamente (FORBES *et al*., 2010).

$$P\left(X > F_0\right) = \int_{x=F_{calc}}^{+\infty} \frac{\Gamma\left[\upsilon_1 + \upsilon_2/2\right]}{\Gamma\left(\upsilon_1/2\right)\Gamma\left(\upsilon_2/2\right)}\left(\frac{\upsilon_1}{\upsilon_2}\right)^{\upsilon_2/2} \frac{x^{\left(\upsilon_2 - 2/2\right)}}{\left[1 + \left(\upsilon_1/\upsilon_2\right)^{\left(\upsilon_1+\upsilon_2\right)/2}\right]} dx \tag{4.5}$$

Sendo:

υ_1 é o número de graus de liberdade do numerador de F_0.

υ_2 é o número de graus de liberdade do denominador de F_0.

Γ é a função gama.

x é uma variável contínua com um domínio $\left[0, +\infty\right)$.

Segundo Oliveira *et al*. (2019), substituindo-se υ_1 por 1 e υ_2 por $n_c - 1$ na Equação 4.5 e fazendo uso de algumas operações algébricas, o cálculo do valor de P pode ser efetuado utilizando a Equação 4.6. Utilizando algoritmos já desenvolvidos em diversos *softwares*, como no Excel®, o cálculo de P pode ser realizado utilizando-se a função distribuição F cone de cauda a direita e sua sintaxe pode ser observada, conforme Equação 4.7. Portanto, utilizando Excel® será possível verificar se os dados de R_a, R_q, R_t, R_z, *MRR*, CE_{elet} e QE_{CO2} apresentam curvatura.

$$P\left(X > F_0\right) = \int_{x=F_{calc}}^{+\infty} \frac{\Gamma\left[n_C/2\right]}{\Gamma\left(1/2\right)\Gamma\left(n_C - 1/2\right)} \left(\frac{1}{n_c - 1}\right)^{(n_C-1)/2} \frac{x^{(n_C-3/2)}}{\left[1+\left(1/n_C - 1\right)x\right]^{(n_C)/2}} dx \tag{4.6}$$

$$Valor\ P = DIST.F.CD\left(F_0;\upsilon_1;\upsilon_2\right) \tag{4.7}$$

Onde:

$DIST.F.CD$ é a sintaxe utilizada para o cálculo da distribuição F no Excel®.

F_0 é a estatística *F*, calculada pela relação entre $MS_{Quadrático\ puro}$ e MS_{Erro}.

υ_1 é o número de grau de liberdade associada à variância estimada entre os pontos fatoriais e centrais, cujo valor é igual a 1.

υ_2 é o número de grau de liberdade associada à variância estimada do erro experimental (dentro dos pontos centrais), cujo valor é igual $n_c - 1$, sendo que n_c é o número de pontos centrais utilizados no planejamento experimental.

Realizadas as análises de curvatura, a última etapa da fase de experimental é verificar a normalidade dos dados. Embora existam vários testes estatísticos, tais como de Ryan-Joiner, Shapiro-Wilk, Kolmogorov-Smirnov, etc., o de Anderson-Darling é utilizado para testar a normalidade dos conjuntos de dados coletados.

4.3 Fase de modelagem (variáveis originais) e análise de similaridade

Realizadas todas as etapas referentes à fase experimental, inicia-se a fase de modelagem e análise de similaridade entre as variáveis de resposta. Primeiramente, será aplicada a ANOVA, para verificar o ajuste das modelagens matemáticas. Se o valor de R^2(ajust) for considerado satisfatório, por exemplo superior a 85%, os coeficientes das equações de regressão podem ser determinados utilizando o método dos mínimos quadráticos ordinários (OLS - *Ordinary Least Squares*). Caso contrário, recomenda-se retirar os parâmetros não significativos para melhorar o ajuste do modelo ou

determinar os coeficientes utilizando o método dos mínimos quadrados ponderados (WLS - *Weighted Least Squares*).

As modelagens matemáticas são estabelecidas, uma vez que são responsáveis por relacionar as variáveis de controle e de ruído com as variáveis de resposta. Um exemplo da equação de segunda ordem, considerando k variáveis de controle (x) e r variáveis de ruído (z), pode ser observado na Equação 4.8.

$$y_i\left(\mathbf{x},\mathbf{z}\right)=\beta_0+\sum_{i=1}^{k}\beta_i x_i+\sum_{i=1}^{k}\beta_{ii}x_i^2+\sum\sum_{i<j}\beta_{ij}x_i x_j+\sum_{i=1}^{r}\gamma_i z_i+\sum_{i=1}^{k}\sum_{j=1}^{r}\delta_{ij}x_i z_j \tag{4.8}$$

Dando sequência a aplicação do método, a próxima etapa é realizar a análise de correlação entre as variáveis de resposta. Segundo Paiva *et al*. (2009), a presença de correlações provoca instabilidade, imprecisão e sobre-ajuste nos regressores das equações matemáticas. Neste caso, é necessário considerar a estrutura de variância-covariância, utilizando técnicas da estatística multivariada como a Análise Fatorial, sendo fundamental o cálculo da correlação que é estabelecida utilizando o coeficiente de correlação de Pearson (r). Este coeficiente mede a intensidade entre duas variáveis e, para calculá-lo, utiliza-se a Equação 4.9. Os valores podem variar de -1 a +1: quanto mais próximo de -1 pode-se inferir que a correlação é negativa e quanto mais próximo de 1, que a correlação é positiva.

$$r=\frac{\sigma_{x_1x_2}}{\sigma_{x_1}\sigma_{x_2}} \tag{4.9}$$

Onde:

$\sigma_{x_1x_2}$ é a covariância entre as variáveis x_1 e x_2.

σ_{x_1} é o desvio padrão da variável x_1.

σ_{x_2} é o desvio padrão da variável x_2.

Verificada a existência da correlação entre as variáveis de resposta, aplica-se a análise fatorial e o método de rotação varimax para estabelecer os fatores rotacionados. Estes fatores são determinados multiplicando-se as matrizes dos autovetores $(\mathbf{V})$ e autovalores $(\mathbf{L})$, originando, assim, a matriz de carregamento $\mathbf{A}_{pxm}$. Os autovetores e autovalores são obtidos a partir da matriz de variância e covariância (Σ). Se as escalas entre as variáveis de resposta não são compatíveis entre si, recomenda-se a utilização da matriz de correlação $(\mathbf{R})$ para obter $(\mathbf{V})$ e $(\mathbf{L})$. Uma vez calculada a matriz $\mathbf{A}_{pxm}$, a próxima etapa é executar a rotação dos fatores. Para isso multiplica-se $\mathbf{A}_{pxm}$ por uma matriz de senos e cosseno $(\mathbf{\Lambda})$em função da rotação (γ), dando origem a matriz de carregamento rotacionado

($\mathbf{A}_{rot}$). O ângulo de rotação depende do método adotado e nesse caso foi o *varimax* por ser o mais utilizado em estudos experimentais.

Para encontrar os escores dos fatores rotacionados, deve-se multiplicar a matriz das variáveis originais ($\mathbf{Z}$) pelo inverso da matriz de variância-covariância ($\mathbf{C}^{-1}$)ou da matriz de correlação ($\mathbf{R}^{-1}$) e pela matriz de carregamento rotacionado ($\mathbf{A}_{rot}$). Neste trabalho, optou-se pelo uso da matriz de correlação ($\mathbf{R}$), pois as respostas medidas e calculadas apresentam escalas diferentes. As rugosidades foram mensuradas em mícrons-metro (μm), a taxa de remoção em (mm^3/s), consumo de energia elétrica em (kJ) e emissão de CO_2 em (g).

Na próxima etapa, será realizada a análise de similaridade entre as variáveis de resposta originais e os fatores rotacionados, por meio do dendrograma via ligação de Ward. Esta técnica tem como objetivo agrupar hierarquicamente as respostas por meio da correlação absoluta entre elas. Segundo Costa (2017), o método de correlação absoluta é utilizado para medir o coeficiente de distância entre as respostas, uma vez que leva em consideração a intensidade do relacionamento entre as unidades analisadas e, não somente o sinal de correlação. O que se espera, com a aplicação do dendrograma de Ward, é identificar o agrupamento envolvendo as variáveis originais coletadas durante os experimentos com os escores de fatores rotacionados (variáveis latentes), oriundos da análise fatorial.

4.4 Fase de modelagem do EQMMFR

Finalizada a fase de modelagem das variáveis originais e estabelecidos os fatores rotacionados, será realizada a modelagem do Erro Quadrático Médio Multivariado Fatorial Robusto. Primeiramente, são obtidos os modelos matemáticos dos escores dos fatores rotacionados, pelo método OLS, em função das variáveis de processo (x) e variáveis de ruído (z). Um modelo de resposta genérico para o *n*-ésimo fator, com $n = 1,2,\ldots,m$, onde m é o número de fatores, pode ser descrito conforme a Equação 4.10.

$$F_n\left(\mathbf{x},\mathbf{z}\right) = \varphi_0 + \sum_{i=1}^{k}\varphi_i x_i + \sum_{i=1}^{k}\varphi_{ii} x_i^2 + \sum\sum_{i<j}\varphi_{ij} x_i x_j + \sum_{i=1}^{r}\kappa_i z_i + \sum_{i=1}^{k}\sum_{j=1}^{r}\Delta_{ij} x_i z_j + \varepsilon \qquad (4.10)$$

Onde:

φ são os coeficientes do modelo matemático referentes às variáveis de controle do processo (x).

κ são os coeficientes do modelo matemático referentes às variáveis de ruído (z).

Δ são os coeficientes do modelo matemático referentes às interações das variáveis de controle e ruído (xz).

Estabelecidas as equações dos escores dos fatores rotacionados, o próximo passo tem o objetivo de determinar os modelos de média (E_n) e variância $Var\ [F(\mathrm{x},\mathrm{z})]$, levando em consideração os coeficientes estimados pelo OLS (etapa anterior), com o auxílio do princípio de propagação de erro (POE - *Propagation of Error*). Estes modelos podem ser escritos conforme as Equações 4.11 e 4.12.

$$E\left[F_n\left(\mathbf{x},\mathbf{z}\right)\right]=\varphi_0+\sum_{i=1}^{k}\varphi_i x_i+\sum_{i=1}^{k}\varphi_{ii}x_i^2+\sum_{i<j}\sum\varphi_{ii}x_i x_j \tag{4.11}$$

$$Var\left[F_n\left(\mathbf{x},\mathbf{z}\right)\right]=\left\{\sum_{i=1}^{r}\left[\frac{\partial F_n\left(\mathbf{x},\mathbf{z}\right)}{\partial z_i}\right]^2\sigma_{z_i}^2\right\}+\sigma_{F_n(\mathbf{x},\mathbf{z})}^2 \tag{4.12}$$

A próxima etapa terá a finalidade de estabelecer os alvos desejados (T_{F_n}) para cada fator. Estes alvos são determinados de acordo com o sentido de otimização das variáveis latentes que, neste caso, seguem os sinais apresentados pelos elementos presentes na matriz de carregamento e simplesmente denominados de "*loadings*". Segundo Johnson e Wichern (2007), os "*loadings*" podem representar a correlação entre uma variável original p e um fator m. Para calcular o valor de (T_{F_n}), soluciona-se o modelo matemático conforme Equação 4.13, caso deseje-se minimizar a função $E[F_n(\mathbf{x},\mathbf{z})]$, ou conforme Equação 4.14 para maximizar $E[F_n(\mathbf{x},\mathbf{z})]$.

$$\begin{aligned}&\min E\left[F_n\left(\mathbf{x},\mathbf{z}\right)\right]\\&s.a:\mathbf{x}^T\mathbf{x}\le\rho^2\end{aligned} \tag{4.13}$$

$$\begin{aligned}&\max E\left[F_n\left(\mathbf{x},\mathbf{z}\right)\right]\\&s.a:\mathbf{x}^T\mathbf{x}\le\rho^2\end{aligned} \tag{4.14}$$

Determinado o alvo (T_{F_n}) de cada fator, o próximo passo é construir as equações do Erro Quadrático Médio Multivariado para fatores robustos (*EQMMFR*). As equações do *EQMMFR* podem ser obtidas conforme a Equação 4.15.

$$EQMMFR_{F_n}=\left\{E\left[F_n\left(\mathbf{x},\mathbf{z}\right)\right]-T_{F_n}\right\}^2+Var\left[F_n\left(\mathbf{x},\mathbf{z}\right)\right] \tag{4.15}$$

4.5 Fase de otimização – NBI

A última fase da metodologia proposta fundamenta-se na otimização robusta multivariada para os m fatores estabelecidos pela análise fatorial (AF), utilizando o método NBI. O primeiro passo é estabelecer a matriz *payoff*, que contém os pontos de utopia e de nadir. Adiantando os resultados da tese, com objetivo de melhor explicar analiticamente o método proposto, são construídas as funções do EQMMFR das 3 variáveis latentes estabelecidas. O fator 1 (F_1) refere-se ao agrupamento das

rugosidades R_a, R_q, R_t e R_z; o fator 2 (F_2), ao agrupamento do consumo de energia elétrica (CE_{elet}) e emissão de CO_2 (QE_{CO2}) e o fator 3 (F_3) à taxa de remoção (*MRR*). Em função da revisão sistemática da literatura, apresentada no capítulo 3, optou-se por otimizar $EQMMFR_{F2}$ e $EQMMFR_{F3}$, que tratam do "*trade-off*" entre os indicadores de sustentabilidade e produtividade; enquanto o $EQMMFR_{F1}$, foi considerado uma restrição do problema de otimização ao aplicar o método NBI.

Ao otimizar individualmente as equações $EQMMFR_{F2}$ e $EQMMFR_{F3}$, determina-se, respectivamente, os pontos ótimos $(\mathbf{x}_2^*)$ e $(\mathbf{x}_3^*)$ que, substituídos nas funções *EQMMFR* , dão origem aos vetores de utopia e de nadir. Determinados esses vetores, é possível construir a matriz *payoff*, conforme a Equação 4.16.

$$\mathbf{\Phi} = \begin{bmatrix} EQMMFR_{F_2}\left(\mathbf{x}_2^*\right) & EQMMFR_{F_2}\left(\mathbf{x}_3^*\right) \\ EQMMFR_{F_3}\left(\mathbf{x}_2^*\right) & EQMMFR_{F_3}\left(\mathbf{x}_3^*\right) \end{bmatrix} \tag{4.16}$$

A próxima etapa trata da normalização das funções EQMMFR, conforme Equação 4.17. Em seguida, soluciona-se o problema de otimização por meio do método NBI, conforme Equação 4.18.

$$\overline{f}\left(\mathbf{x}\right) = \frac{f_i\left(\mathbf{x}\right) - f_i^U}{f_i^N - f_i^U} \tag{4.17}$$

$$\begin{aligned} &Min \quad \left(\frac{EQMMFR_{F_2}\left(\mathbf{x}\right) - EQMMFR_{F_2}^U}{EQMMFR_{F_2}^N - EQMMFR_{F_2}^U}\right) \\ &sujeito\ a: \left(\frac{EQMMFR_{F_2}\left(\mathbf{x}\right) - EQMMFR_{F_2}^U}{EQMMFR_{F_2}^N - EQMMFR_{F_2}^U}\right) - \left(\frac{EQMMFR_{F_3}\left(\mathbf{x}\right) - EQMMFR_{F_3}^U}{EQMMFR_{F_3}^N - EQMMFR_{F_3}^U}\right) + 2w - 1 = 0 \\ &\mathbf{x}^T\mathbf{x} \le \rho^2 \\ &EQMMFR_{F_1} \le R \\ &0 \le w \le 1 \end{aligned} \tag{4.18}$$

Sendo:

ρ é o raio da região experimental, de acordo como CCD planejado.

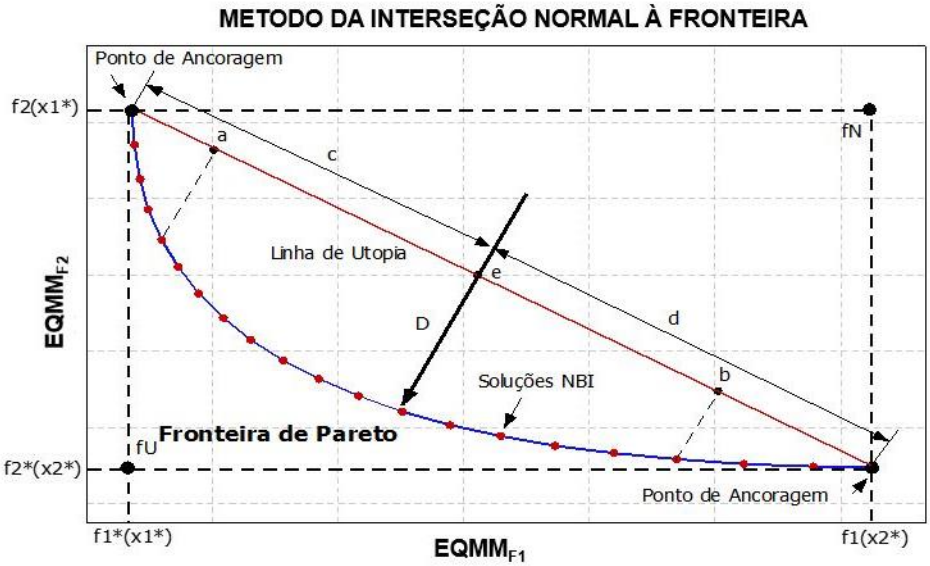
R é o valor constante determinado pela otimização do $EQMMFR_{F1}$ solucionando a modelagem matemática, conforme a Equação 4.19.

$$\begin{aligned} &Min \quad EQMMFR_{F_1} = \left\{E\left[F_1\left(\mathbf{x},\mathbf{z}\right)\right] - T_{F_1}\right\}^2 + Var\left[F_1\left(\mathbf{x},\mathbf{z}\right)\right] \\ &sujeito\ a: \mathbf{x}^T\mathbf{x} \le \rho^2 \\ &\qquad R_a \le r \end{aligned} \tag{4.19}$$

O valor r é o valor alvo (T) estabelecido para a rugosidade R_a. Durante a revisão de literatura, foi observado este parâmetro é o mais utilizado para avaliar a qualidade de uma superfície usinada. Por este motivo, optou-se por utilizá-lo como restrição para a solução do problema apresentado.

Uma vez realizada a otimização, utilizando o algoritmo GRG é possível gerar um conjunto de 21 pontos ótimos ao variar o peso (w) entre 0 e 1 com incrementos de 0,05. Estes pontos são plotados dando origem à fronteira de Pareto de forma equiespaçada, conforme Figura 4.2.

Figura 4.2 – Exemplo de uma fronteira de Pareto gerada pelo método NBI



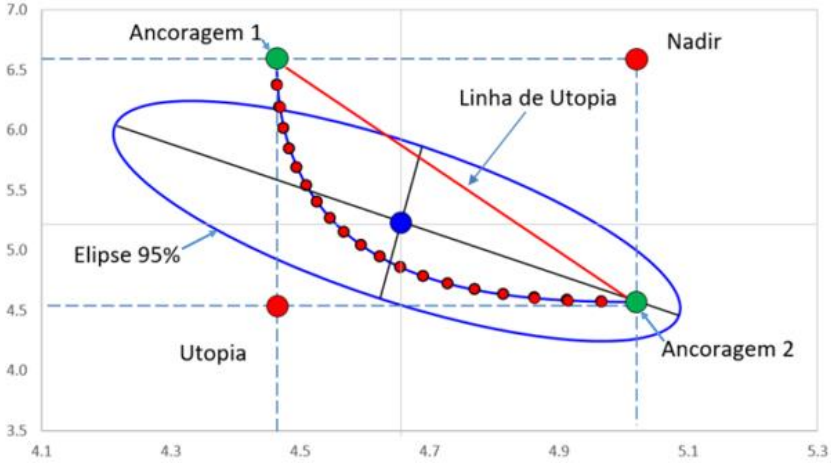
Fonte: Adaptado de Brito (2015)

Segundo Mello (2021), as soluções encontradas para problemas multivariados, ao aplicar o NBI, podem falhar em relação aos “pontos de ancoragem” e à região elíptica que envolve os dados da superfície de reposta. Neste caso, os pontos de ancoragem podem sair da elipse de confiança dos dados, conforme Figura 4.3, conduzindo a soluções não compatíveis à realidade do problema que está em análise.

Segundo Maia (2020), uma alternativa para contornar esta inconveniência é adicionar uma restrição de natureza elipsoidal, a fim de impossibilitar que os pontos de ancoragem fiquem fora da fronteira da elipse de confiança dos dados.

Com base nestas argumentações, a próxima etapa do método consistirá em plotar a elipse de confiança dos dados, envolvendo o consumo de energia elétrica (CE_{elet}), emissão de CO_2 (QE_{CO2}) e taxa de remoção de material (*MRR*). Estas variáveis de resposta são utilizadas, pois: (i) são agrupadas aos fatores F_2 e F_3 e (ii) as variáveis latentes F_2 e F_3 são independentes entre si, apesar de apresentar uma forte correlação com as variáveis originais. Essa condição impossibilita a construção da elipse de confiança, visto que a correlação entre elas é nula. Para plotar a elipse de confiança dos dados, foram utilizadas as Equações 4.20 e 4.21.

Figura 4.3 – Elipse de confiança x fronteira de Pareto – inconveniências para dados multivariados



Fonte: Maia (2020)

$$\begin{bmatrix} MRR^* \\ CE^*_{elet} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mu_{MRR} \\ \mu_{CE_{elet}} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} c\sqrt{\lambda_1}e_{11}\cos\alpha - c\sqrt{\lambda_2}e_{12}\sin\alpha \\ c\sqrt{\lambda_1}e_{21}\cos\alpha + c\sqrt{\lambda_2}e_{22}\sin\alpha \end{bmatrix} \tag{4.20}$$

$$\begin{bmatrix} MRR^* \\ QE^*_{CO2} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mu_{MRR} \\ \mu_{QECO2} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} c\sqrt{\lambda_1}e_{11}\cos\alpha - c\sqrt{\lambda_2}e_{12}\sin\alpha \\ c\sqrt{\lambda_1}e_{21}\cos\alpha + c\sqrt{\lambda_2}e_{22}\sin\alpha \end{bmatrix} \tag{4.21}$$

Onde:

$$C = \sqrt{\chi^2_{p,\tau/2}}$$

χ^2 é uma variável Qui-Quadrado.

p é o número de variáveis de resposta.

τ é o nível de significância.

λ_i é o autovalor associado a matriz de variância-covariância, para *i*=1 e 2.

e_{ij} é o autovetor associado a matriz de variância-covariância para *i* = 1 e 2, *j* = 1 e 2.

α é o ângulo usado para o cálculo das coordenadas paramétricas da elipse em cada ponto do plano XY, sendo $0 \leq \alpha \leq 2\pi$.

O próximo passo consiste em verificar se os pontos de ancoragem estão fora do intervalo da elipse de confiança, construída na etapa anterior. Os gráficos de Pareto entre $CE_{elet} \times MRR$ e $QE_{CO2} \times MRR$ são plotados e comparados com esta região. Se algum ponto estiver localizado no exterior deste espaço geométrico, adiciona-se a restrição elipsoidal ao método NBI, conforme recomendado por Maia (2020) e Mello (2021). Caso contrário, deve-se realizar a próxima etapa da metodologia EQMMFR-NBI.

O passo subsequente é selecionar o melhor ponto a partir da fronteira de Pareto, gerada para o $EQMMFR_{F2}$ e $EQMMFR_{F3}$. Neste caso, a melhor solução é aquela que apresentar a menor distância de Mahalanobis e, para seu cálculo, conforme Equação 4.22.

$$D = \sqrt{(\mathbf{x}-\boldsymbol{\mu})^T \times (\mathbf{C})^{-1} \times (\mathbf{x}-\boldsymbol{\mu})} \tag{4.22}$$

Onde:

x é o vetor que contém os pontos ótimos estabelecida via NBI.

μ é o vetor que contém os pontos de utopia.

$(\boldsymbol{C})^{-1}$ refere-se a matriz inversa da variância-covariância em relação aos pontos ótimos.

A última etapa do método consiste na realização dos ensaios de confirmação. O objetivo é validar a eficácia do método proposto, EQMMFR-NBI, quanto à robustez do processo. Para tal, utiliza-se o teste estatístico t de *Student* para uma amostra e a análise de variância (ANOVA), conforme o arranjo ortogonal L9 de Taguchi.

4.6 Considerações finais do capítulo

Este capítulo resumiu o procedimento metodológico aplicado à modelagem e otimização robusta multivariada no fresamento do aço inoxidável duplex UNS S32205. Neste capítulo foram apresentadas as 4 etapas propostas para a aplicação do método EQMMFR-NBI. As formulações analíticas para estabelecer a modelagem das repostas originais; dos escores de fatores rotacionados; das equações média e variância para cada variável latente; identificação dos alvos e equações do erro quadrático médio multivariado para fatores robustos foram abordados. Por fim, foi discutido a respeito da otimização utilizando o método NBI, a fronteira de Pareto, a seleção do melhor ponto da fronteira e o ensaio de confirmação. O próximo capítulo apresenta o procedimento experimental que tratará dos materiais, equipamentos e planejamento utilizados para a coleta de dados.

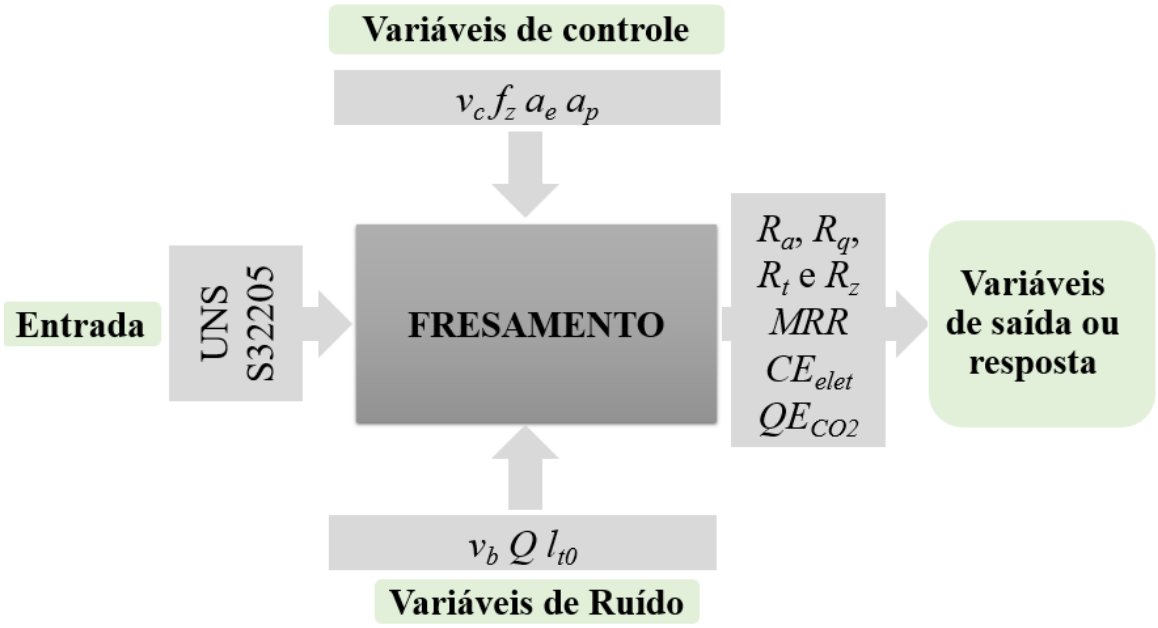
5 PROCEDIMENTO EXPERIMENTAL

Nos capítulos 1, 2, 3 e 4 foram estabelecidos os fundamentos teóricos e metodológicos para a realização deste trabalho. Este capítulo descreverá a estratégia utilizada para conduzir a aplicação prática. Serão apresentados o objeto de estudo; os equipamentos e materiais utilizados nos ensaios; as definições dos parâmetros das variáveis de controle e de ruído; as variáveis de resposta; o planejamento e execução de experimentos, bem como os resultados.

5.1 Objeto de estudo

A configuração dos experimentos para o fresamento do aço inoxidável duplex foi idealizada para um arranjo contendo sete variáveis, sendo: quatro de controle e três de ruído, conforme Figura 5.1. As variáveis de controle selecionadas foram a velocidade de corte (v_c), avanço por dente (f_z), profundidade de corte (a_p) e penetração de trabalho ou largura fresada (a_e). Como variáveis de ruído, foram escolhidas o desgaste do flanco da ferramenta (v_b), a vazão de fluido (Q) e o comprimento em balanço da ferramenta (l_{t0}). Como variáveis de resposta foram selecionadas as rugosidades (R_a, R_q, R_t e R_z), a taxa de remoção de material (MRR), e o consumo de energia elétrica e emissão de CO_2.

Figura 5.1 – Esquematização do objeto de estudo



5.2 Equipamentos e materiais utilizados nos experimentos

5.2.1 Máquinas e ferramentas

Os ensaios de fresamento foram realizados no Laboratório de Manufatura e Automação (LMAUT) do IEPG/UNIFEI. A máquina-ferramenta utilizada foi um centro de usinagem CNC marca Romi D 600®, conforme Figura 5.2, com potência de 15 kW e máxima rotação de 10000 rpm.

Figura 5.2 – Centro de usinagem ROMI® D 600

Durante os ensaios, utilizou-se a fresa de topo CoroMill® R390-025A25-11M (*Sandvik-Coromant*), diâmetro 25mm, ângulo de posição χ_r= 90º graus, haste cilíndrica, passo médio com 3 insertos e fixação mecânica por pinça. A fresa utilizada durante os experimentos pode ser visualizada na Figura 5.3.

Figura 5.3 – Fresa de topo R390-025A25-11M

Fonte: SANDVIK COROMANT (2020a)

O inserto utilizado na operação de corte foi o CoroMill®R390-11T308M-MM 2030 (*Sandvik-Coromant*), de metal duro com dupla camada de nitreto de titânio (TiN) e nitreto de titânio alumínio (TiNAl), revestidos pelo processo de deposição física de vapor (PVD). As dimensões do inserto são mostradas conforme Figura 5.4, cuja largura (W1) é de 6,8 mm, comprimento efetivo da aresta de corte (LE) de 10 mm, o raio do canto de 0,8 mm (RE), o comprimento da aresta alisadora (BS) de 1,2 mm, a espessura de 3,59 mm (S) e o número de aresta de corte igual a 2.

A escolha desses insertos deve-se as recomendações feitas por diversas pesquisas científicas, tais como Gouveia *et al*.(2016); Ahmed *et al*. (2017); Silva *et al*. (2019). Nestes trabalhos, onde a desempenho de diferentes ferramentas e coberturas foram analisadas no processo de fresamento do aço inoxidável duplex, os autores recomendaram o uso de insertos de nitreto de titânio e alumínio (TiNAl) revestidos pelo processo PVD. Vale ressaltar que devido ao encruamento e à baixa condutividade térmica do material causa uma série de mecanismos de desgastes nos insertos, além disso, a precipitação de hidrocarbonetos (fases duras) causados pela grande quantidade de cromo, níquel e molibdênio prejudica a operação de corte. Por estas razões a escolha adequada dos insertos contribuem para a qualidade da superfície usinada, na produtividade e nos custos do processo.

Figura 5.4 – Inserto de metal duro R390-11T308M-MM 2030

Fonte: SANDVIK COROMANT (2020b)

O fluido de corte aplicado durante o processo de fresamento foi o *METCUT SS*® por se tratar de um fluido solúvel semissintético que apresenta uma boa resistência microbiológica, alta detergência e proteção corrosiva com baixa formação de espuma (ARTCHEM, 2010). É um óleo com característica de refrigeração e lubricidade adequado para operações usuais de usinagem em metais ferrosos como o aço carbono e a maioria dos aços inoxidáveis. Dilui-se facilmente em água formando um fino micro emulsão com capacidade de resistir à degradação bacteriana e óleos contaminantes. Além de ser econômico e biestável, facilita o corte e o acabamento, como também é isento de fenóis, nitrito e cloro (ARTCHEM, 2020). Este fluido de corte foi utilizado na concentração 10% para todos os ensaios realizados.

5.2.2 Material – Aço inoxidável duplex UNS S32205

Os aços inoxidáveis duplex são considerados de baixa usinabilidade por apresentar maior dureza, maior ductilidade e altas taxas de encruamento. Esta classe de materiais apresenta maior limite de escoamento, quando comparados com os aços ferríticos e austeníticos. Também apresenta baixa condutividade térmica, o que contribui para o desgaste acelerado da ferramenta devido ao calor gerado na região de corte. Para estes aços o aumento de concentrações de níquel (Ni), molibdênio (Mo) e cromo (Cr) colaboram para o aumento da resistência à corrosão por pites e, o acréscimo destes elementos químicos reduz a sua usinabilidade.

O material utilizado foi o aço inoxidável duplex UNS S32205 com dureza de 250 HB e composição química conforme Tabela 5.1.

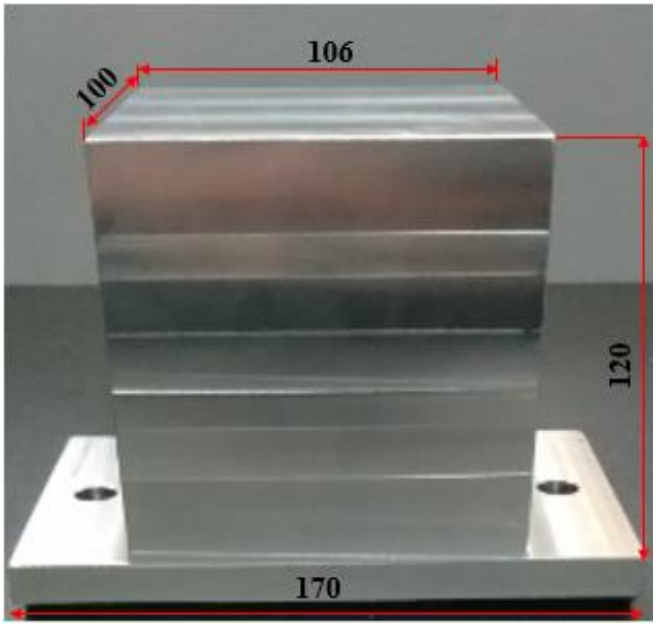
Tabela 5.1 – Composição química (%em peso) do aço inoxidável duplex UNS S32205

C	Si	Mn	P	S	N	Al	Cr	Mo	Ni	Cu	W	Co
0,013	0,47	1,22	0,019	0,010	0,19	0,008	22,24	3,14	5,62	0,19	0,02	0,05

Fonte: Certificado do material.

O corpo de prova utilizado nas experimentações e suas dimensões podem ser visualizados, conforme Figura 5.5.

Figura 5.5 – Corpo de prova



5.3 Definição dos parâmetros para variáveis de controle e ruído

Para estabelecer os parâmetros do processo, foram utilizados os dados fornecidos pela fabricante da ferramenta. Devido à baixa usinabilidade do material e ao desgaste acelerado da ferramenta, em função do baixo comprimento de usinagem (300 mm) utilizado nos ensaios preliminares, não foi possível utilizar as condições de corte recomendadas pelo fabricante.

Os ensaios preliminares foram executados para conhecer o comportamento do material durante a usinagem. Ao finalizar os experimentos foi possível estabelecer os níveis para as variáveis de controle do processo, além de verificar se os pontos axiais do CCD não conduziriam a níveis extremos para cada variável de controle.

5.3.1 Ensaios preliminares

Para a realização dos ensaios preliminares, foi utilizado um centro de usinagem CNC, marca Eurostec, de 15 kW de potência e rotação de 10.000 rpm; pertencente ao laboratório de usinagem da UNIFEI campus Itabira. O corpo de prova apresentava diâmetro de 160 mm e comprimento de 300mm, fixada por um dispositivo rígido para evitar vibrações. Durante os ensaios utilizou-se a mesma fresa de topo apresentada na seção 5.2.1. Os parâmetros pré-fixados para a execução dos ensaios preliminares conforme Tabela 5.2.

Tabela 5.2 – Parâmetros para os ensaios experimentais

Variáveis de controle	Símbolo	Parâmetro	Variáveis de saída	Condição de refrigeração
Avanço por dente	f_z (mm/dente)	0,1	Desgaste da ferramenta	Sem fluido
Profundidade de corte	a_p (mm)	1	Tempo de corte	Mínima vazão
Velocidade de corte	v_c (m/min)	60 – 70	Vida da ferramenta	Máxima vazão
Penetração de trabalho	a_e (mm)	16,5	Rugosidade (Ra)	

5.3.2 Ensaios definitivos

Considerando as análises realizadas durante os ensaios preliminares e a revisão da literatura foi possível estabelecer níveis para os parâmetros de usinagem, conforme Tabela 5.3.

Tabela 5.3 – Variáveis de controle e seus respectivos níveis

	Níveis para as variáveis controláveis				
Níveis codificados	-2,83	-1,00	0,00	+ 1,00	+ 2,83
v_c - Velocidade de corte [m/min]	32,57	60,00	75,00	90,00	117,43
f_z - Avanço por dente [mm/dente]	0,04	0,10	0,13	0,16	0,21
a_e - Penetração de trabalho [mm]	12,26	15,00	16,50	18,00	20,74
a_p- Profundidade de corte [mm]	0,43	0,80	1,00	1,20	1,57

Em relação às variáveis de ruído, os valores do desgaste do flanco da ferramenta (v_b) foram definidos com base nos experimentos preliminares e nas observações realizadas em diversos trabalhos científicos disponíveis na literatura como ARRUDA *et al.* (2019), BRITO *et al*. (2014), BRITO *et al.* (2015) e LOPES e*t al*. (2016). Para a quantidade de fluido (Q), os valores foram estabelecidos em função da mínima e da máxima vazão permitida pela máquina ferramenta. Os níveis para o comprimento em balanço (l_{t0}) também foram determinados com base nos experimentos preliminares. Os valores definidos para os níveis das variáveis de ruído podem ser vistos conforme Tabela 5.4.

Tabela 5.4 – Níveis definidos para as variáveis de ruído

Variáveis de ruído	Níveis do processo		
	-1	0	1
v_b - Desgaste do flanco da ferramenta[mm]	0	0,15	0,30
Q- Vazão de fluido [l/min]	0	0,20	20
l_{t0}- Comprimento em balanço [mm]	30	40	50

5.4 Variáveis de resposta

A otimização do processo de fresamento de topo do aço inoxidável duplex UNS S32205, pressupõe a identificação de uma combinação ótima dos parâmetros de corte que permitam a otimização simultânea das rugosidades R_a, R_q, R_t, R_z; dimensão de “qualidade”; da taxa de remoção de material; dimensão de “produtividade”; do consumo de energia elétrica e da emissão de dióxido de carbono; dimensão de “sustentabilidade”. Deve permitir, ainda, a redução da variabilidade dessas dimensões provocada pelas variáveis de ruído.

Em relação às variáveis originais, deseja-se:

- Minimizar as rugosidades R_a, R_q, R_t, R_z.
- Maximizar a taxa de remoção de material (MRR).
- Minimizar o consumo de energia elétrica (CE_{elet}).

- Minimizar a emissão de dióxido de carbono (QE_{CO2}).

Pressupondo que exista uma considerável estrutura de correlação entre as respostas originais, recomenda-se que tais funções objetivo sejam substituídas por funções objetivo multivariadas, representadas por superfícies de resposta de escores rotacionados de fator. Em relação às variáveis latentes, espera-se que elas se aproximem maximamente de seus valores ótimos individuais, com mínima variância. Dessa forma, é razoável minimizar as funções do erro quadrático médio multivariado, tal que:

$$\begin{aligned} &\min EQMMFR_{F_n} = \left\{E\left[F_n\left(\mathbf{x},\mathbf{z}\right)\right] - T_{F_n}\right\}^2 + Var\left[F_n\left(\mathbf{x},\mathbf{z}\right)\right] \\ &s.a: \mathbf{x}^T\mathbf{x} \leq \rho^2 \end{aligned} \tag{5.1}$$

Segundo Costa *et al*. (2017), o processo de fresamento de topo pode apresentar múltiplas características de qualidade que são correlacionadas entre si, com diferentes objetivos de otimização. Escolher os melhores parâmetros que proporcionem uma otimização global e que satisfaça estas múltiplas características com altas estruturas de correlação não é uma tarefa simples. Considerando-se a descrição do objeto de estudo, pode-se caracterizá-lo como um problema de otimização multivariada, no qual as variáveis de controle do processo poderão ser otimizadas pela minimização do EQMM das variáveis latentes. Neste caso, a abordagem científica para este tipo de problema se torna importante, para que as ferramentas de análise sejam corretamente definidas, permitindo que os resultados alcançados sejam coerentes e significativos para os parâmetros de processo.

5.5 Planejamento experimental

Segundo Montgomery e Runger (2018), o arranjo composto central é utilizado para ajustar um modelo de superfície de resposta de segunda ordem quando um considerável nível de curvatura for detectado no modelo de primeira ordem; sendo estimado por arranjo um fatorial completo ou fracionado, incrementado com pontos centrais. Esses projetos são amplamente utilizados na prática, porque reduzem os custos do processo em relação à quantidade de experimentos. Em geral, um CCD requer k fatores, com 2^k pontos fatoriais, $2k$ pontos axiais e um número adequado de pontos centrais, capazes de manter a rotacionalidade do arranjo e melhorar, concomitantemente, a qualidade de previsão das características de interesse.

O arranjo combinado foi projetado considerando um CCD para sete fatores. Excluindo-se os pontos axiais referentes às variáveis de ruído e considerando um projeto fatorial de meia fração, foram adotados 64 pontos fatoriais e 10 pontos centrais. Verificada a existência de curvatura, acrescentou-se 8 pontos axiais, no total de 82 experimentos. O valor estabelecido para a distância axial ou raio da

região experimental foi α=2,83. Este arranjo foi desenvolvido utilizando *software* Minitab17®. O planejamento de experimentos utilizado neste trabalho pode ser visualizado conforme Tabela 5.5.

Tabela 5.5 – Planejamento Experimental (variáveis decodificadas)

Exp.	Variáveis de controle				Variáveis de ruído		
	v_c [m/min]	f_z [mm/dente]	a_e [mm]	a_p [mm]	v_b [mm]	Q [l/min]	l_{t0} [mm]
1	60	0,10	15	0,8	0,00	0	50
2	90	0,10	15	0,8	0,00	0	30
3	60	0,16	15	0,8	0,00	0	30
4	90	0,16	15	0,8	0,00	0	50
5	60	0,10	18	0,8	0,00	0	30
6	90	0,10	18	0,8	0,00	0	50
7	60	0,16	18	0,8	0,00	0	50
8	90	0,16	18	0,8	0,00	0	30
9	60	0,10	15	1,2	0,00	0	30
10	90	0,10	15	1,2	0,00	0	50
11	60	0,16	15	1,2	0,00	0	50
12	90	0,16	15	1,2	0,00	0	30
13	60	0,10	18	1,2	0,00	0	50
14	90	0,10	18	1,2	0,00	0	30
15	60	0,16	18	1,2	0,00	0	30
16	90	0,16	18	1,2	0,00	0	50
17	60	0,10	15	0,8	0,30	0	30
18	90	0,10	15	0,8	0,30	0	50
19	60	0,16	15	0,8	0,30	0	50
20	90	0,16	15	0,8	0,30	0	30
21	60	0,10	18	0,8	0,30	0	50
22	90	0,10	18	0,8	0,30	0	30
23	60	0,16	18	0,8	0,30	0	30
24	90	0,16	18	0,8	0,30	0	50
25	60	0,10	15	1,2	0,30	0	50
26	90	0,10	15	1,2	0,30	0	30
27	60	0,16	15	1,2	0,30	0	30

Continuação da Tabela 5.5 - Planejamento Experimental (variáveis decodificadas)

Exp.	Variáveis de controle				Variáveis de ruído		
	v_c [m/min]	f_z [mm/dente]	a_e [mm]	a_p [mm]	v_b [mm]	Q [l/min]	l_{t0} [mm]
28	90	0,16	15	1,2	0,30	0	50
29	60	0,10	18	1,2	0,30	0	30
30	90	0,10	18	1,2	0,30	0	50
31	60	0,16	18	1,2	0,30	0	50
32	90	0,16	18	1,2	0,30	0	30
33	60	0,10	15	0,8	0,00	20	30
34	90	0,10	15	0,8	0,00	20	50
35	60	0,16	15	0,8	0,00	20	50
36	90	0,16	15	0,8	0,00	20	30
37	60	0,10	18	0,8	0,00	20	50
38	90	0,10	18	0,8	0,00	20	30
39	60	0,16	18	0,8	0,00	20	30
40	90	0,16	18	0,8	0,00	20	50
41	60	0,10	15	1,2	0,00	20	50
42	90	0,10	15	1,2	0,00	20	30
43	60	0,16	15	1,2	0,00	20	30
44	90	0,16	15	1,2	0,00	20	50
45	60	0,10	18	1,2	0,00	20	30
46	90	0,10	18	1,2	0,00	20	50
47	60	0,16	18	1,2	0,00	20	50
48	90	0,16	18	1,2	0,00	20	30
49	60	0,10	15	0,8	0,30	20	50
50	90	0,10	15	0,8	0,3	20	30
51	60	0,16	15	0,8	0,30	20	30
52	90	0,16	15	0,8	0,30	20	50
53	60	0,10	18	0,8	0,30	20	30
54	90	0,10	18	0,8	0,30	20	50
55	60	0,16	18	0,8	0,30	20	50
56	90	0,16	18	0,8	0,30	20	30
57	60	0,10	15	1,2	0,30	20	30
58	90	0,10	15	1,2	0,30	20	50
59	60	0,16	15	1,2	0,30	20	50

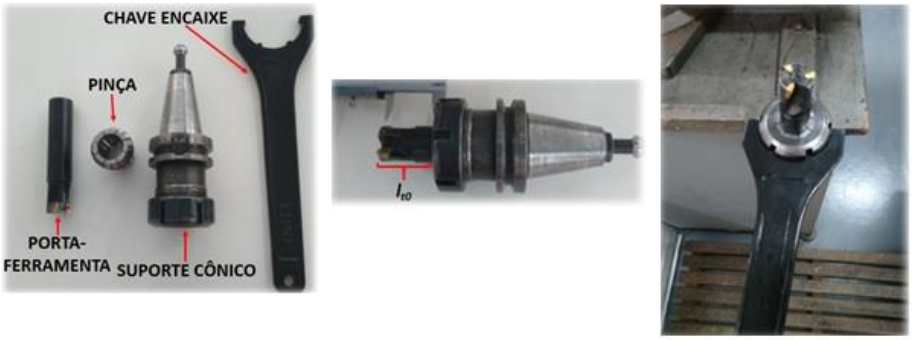
Continuação da Tabela 5.5 - Planejamento Experimental (variáveis decodificadas)

Exp.	Variáveis de controle				Variáveis de ruído		
	v_c [m/min]	f_z [mm/dente]	a_e [mm]	a_p [mm]	v_b [mm]	Q [l/min]	l_{t0} [mm]
60	90	0,16	15	1,2	0,30	20	30
61	60	0,10	18	1,2	0,30	20	50
62	90	0,10	18	1,2	0,30	20	30
63	60	0,16	18	1,2	0,30	20	30
64	90	0,16	18	1,2	0,30	20	50
65	33	0,13	16,5	1,0	0,15	0,20	40
66	117	0,13	16,5	1,0	0,15	0,20	40
67	75	0,05	16,5	1,0	0,15	0,20	40
68	75	0,21	16,5	1,0	0,15	0,20	40
69	75	0,13	12,3	1,0	0,15	0,20	40
70	75	0,13	20,7	1,0	0,15	0,20	40
71	75	0,13	16,5	0,4	0,15	0,20	40
72	75	0,13	16,5	1,6	0,15	0,20	40
73	60	0,16	15	1,2	0,30	20	50
74	90	0,16	15	1,2	0,30	20	30
75	60	0,10	18	1,2	0,30	20	50
76	90	0,10	18	1,2	0,30	20	30
77	60	0,16	18	1,2	0,30	20	30
78	90	0,16	18	1,2	0,30	20	50
79	33	0,13	16,5	1,0	0,15	0,20	40
80	117	0,13	16,5	1,0	0,15	0,20	40
81	75	0,05	16,5	1,0	0,15	0,20	40
82	75	0,21	16,5	1,0	0,15	0,20	40

5.6 Execução e resultados dos experimentos

Para controlar o comprimento em balanço (l_{t0}) durante os ensaios experimentais, foi utilizado um conjunto de dispositivos de fixação, conforme Figura 5.6 (a). O valor de l_{t0} foi verificado por um paquímetro analógico Digimess® com resolução de 0,05 mm, conforme Figura 5.6 (b). Uma vez estabelecido o valor de l_{t0} , de acordo com DOE projetado, a fresa foi fixada mecanicamente conforme Figura 5.6 (c).

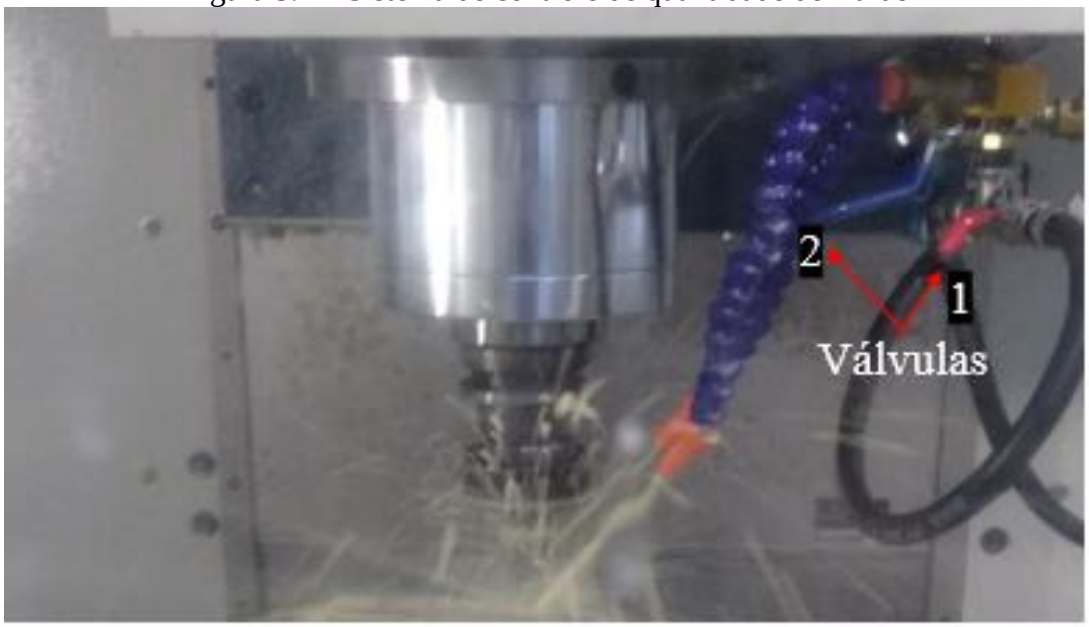
Figura 5.6 – Comprimento em balanço l_{t0}: (a) itens utilizados; (b) definição; (c) bancada para abrir e fechar pinça



(a) (b) (c)

Em relação à quantidade de fluido (Q), duas válvulas reguladoras (1 e 2) foram utilizadas para controlar o fluxo durante o fresamento de topo do aço inoxidável duplex UNS S32205. Para garantir a mínima vazão na máquina-ferramenta, uma pequena abertura foi realizada na válvula 1 e foi medida a vazão utilizando um Becker graduado. Enquanto para a máxima vazão, as duas válvulas foram abertas completamente. No caso da usinagem a "seco", as válvulas foram fechadas impedindo que o fluido fosse direcionado à região de corte. As válvulas utilizadas para controlar a quantidade de fluido no processo podem ser observadas conforme Figura 5.7.

Figura 5.7 – Sistema de controle de quantidade do fluido



Durante a execução dos experimentos, as medições dos desgastes do flanco da ferramenta (v_b) foram obtidas utilizando o analisador de imagem *(Global Image Analyzer)*, o *software Global Lab*

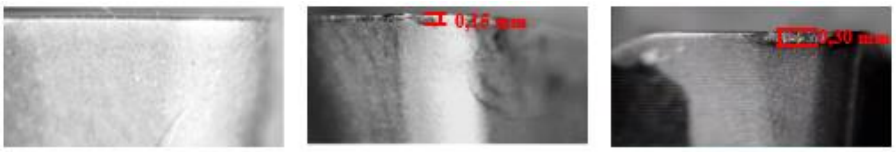
Image e o microscópio estereoscópico modelo SZ 61 (com ampliação de 45 vezes), conforme Figura 5.8.

Ao final de cada passada, os insertos foram removidos da fresa e posicionados no microscópio estereoscópico. O foco da câmera foi ajustado para analisar o desgaste do flanco da ferramenta e o valor máximo do v_b foi obtido, utilizando-se o *software Global Lab Image*.

Figura 5.8 - Microscópio Óptico SZ 61® Olympus

Este processo foi repetido até que se atingisse as dimensões especificadas no planejamento experimental com máximo v_b (0,15 e 0,30 mm). Os desgastes de flanco para os três insertos utilizados nos experimentos podem ser visualizados na Figura 5.9.

Figura 5.9 – Desgastes máximo de flanco dos insertos de corte utilizados nos experimentos



v_b = 0 mm v_b = 0,15 mm v_b = 0,30 mm

5.6.1 Coleta de dados das variáveis de resposta

Para a coleta dos dados referentes às variáveis de resposta, todos os experimentos foram executados no sentido concordante (em sua grande maioria), mas uma parte é discordante, uma vez que a largura fresada (a_e) é superior a 60% do diâmetro da fresa em todos os casos.

A taxa de remoção de material (*MRR*) foi determinada por medição de massas do corpo de prova, antes e depois de cada ensaio, utilizando-se uma balança digital de marca Digimed®. Os tempos de

corte foram medidos utilizando um cronômetro digital, acionado no instante em que os insertos entraram em contato com o corpo de prova e desativado quando a ferramenta se afastou da peça; o que ocasionou variações na medição do tempo de corte. Os valores das massas do corpo de prova e dos tempos de corte foram armazenados em uma planilha eletrônica Excel®, e para o cálculo da *MRR* foi utilizada a formulação analítica, conforme Equação 5.2.

$$MRR = \frac{\left(P_f - P_i\right)}{\rho \times t_c} \tag{5.2}$$

As medições das rugosidades foram obtidas por um rugosímetro portátil *Mitutoyo Surftest* 201, aferido e calibrado antes do início das medições. O parâmetro de *cut-off* foi ajustado para 0,8 mm para todas as medidas, uma vez que para este comprimento de amostragem espera-se que os valores da rugosidade R_a variem entre 0,1 a 2 mícron-metro.

Os valores medidos para as rugosidades R_a, R_q, R_t, e R_z foram obtidos, simultaneamente, durante cada passada, ou seja, foi realizado um único passe durante a execução dos experimentos. As medições foram automaticamente registradas no *software* instalado no computador. As medidas foram realizadas nos pontos extremos (pontos A e C) e no centro do corpo de prova (pontos B), conforme Figura 5.10.

Figura 5.10 – Medição de rugosidade

A energia consumida (CE_{elet}) e emissão de dióxido de carbono (QE_{CO2}) foram calculadas em função de modelagens matemáticas teóricas encontradas na literatura, conforme as equações 3.10 a 3.13 (Páginas 52 e 71). A unidade utilizada para determinar o CE_{elet} foi em *kWh*, enquanto para a QE_{CO2} em *kg*. Devido à quantidade de casas decimais resultante dessas operações, além das observações realizadas durante a revisão sistemática literatura, o CE_{elet} e QE_{CO2} foram convertidos

para *kJ* (kilo Joules) e *g* (gramas), respectivamente. As conversões dos valores dessas grandezas foram realizadas de acordo com as Equações 5.3 e 5.4.

$$1\text{kJ} = 2{,}7778 \times 10^{-4}\ \text{kWh} \tag{5.3}$$

$$1\ \text{kg} = 1000\ \text{g} \tag{5.4}$$

Os valores medidos e calculados durante as experimentações podem ser observados conforme Tabela 5.6.

Tabela 5.6 – Resultados experimentais para o fresamento de topo do aço inoxidável duplex UNS S32205

Exp.	R_a	R_q	R_t	R_z	MRR	CE_{elet}	QE_{CO2}
	µm	*µm*	*µm*	*µm*	*mm³/s*	*kJ*	*g*
1	0,520	0,640	4,210	3,203	44,640	5,220	0,658
2	0,347	0,443	2,760	2,243	68,293	5,742	0,724
3	0,630	0,760	3,667	3,370	64,554	4,640	0,585
4	0,717	0,862	5,039	3,632	105,259	4,640	0,585
5	0,503	0,640	3,810	3,323	40,392	5,274	0,665
6	0,360	0,454	2,698	1,717	84,544	6,394	0,806
7	0,657	0,767	3,513	3,060	108,160	5,911	0,745
8	0,747	0,880	4,473	3,913	137,223	6,563	0,828
9	0,503	0,640	3,810	3,323	74,059	8,359	1,054
10	0,303	0,387	2,412	1,961	102,275	8,874	1,119
11	0,653	0,767	3,877	3,250	111,085	7,891	0,995
12	0,700	0,847	4,433	3,903	140,064	6,962	0,878
13	0,487	0,620	4,170	3,015	73,015	8,964	1,130
14	0,317	0,402	2,573	2,289	102,382	9,490	1,197
15	0,653	0,767	3,876	3,250	101,902	7,502	0,946
16	0,737	0,869	3,777	3,863	184,173	8,438	1,064
17	0,837	1,020	5,063	4,463	44,015	5,742	0,724
18	0,867	1,042	4,912	3,803	61,079	5,220	0,658

Continuação da Tabela 5.6 - Resultados experimentais para o fresamento de topo do aço inoxidável duplex UNS S32205

Exp.	R_a	R_q	R_t	R_z	MRR	CE_{elet}	QE_{CO2}
	μm	μm	μm	μm	mm^3/s	kJ	g
19	0,637	0,777	4,207	3,640	51,826	3,712	0,468
20	0,960	1,136	5,664	4,278	96,613	4,640	0,585
21	0,930	1,099	5,481	4,140	51,905	6,854	0,864
22	0,813	0,990	4,897	4,197	84,584	7,384	0,931
23	0,667	0,767	3,513	3,060	85,077	6,095	0,768
24	1,003	1,200	5,630	4,734	135,258	7,308	0,921
25	0,958	1,134	5,652	4,270	70,661	8,352	1,053
26	0,858	1,028	5,492	4,694	89,696	7,830	0,987
27	0,683	0,853	4,517	3,753	79,837	5,569	0,702
28	1,033	1,237	5,800	4,877	141,715	6,962	0,878
29	0,971	1,149	5,729	4,328	49,210	7,524	0,949
30	0,719	0,865	5,053	3,385	104,990	9,094	1,147
31	0,670	0,817	4,960	3,617	127,758	9,378	1,182
32	1,097	1,332	6,595	5,535	187,521	8,906	1,123
33	0,453	0,563	3,897	3,177	49,983	6,264	0,790
34	0,277	0,351	2,248	2,000	68,626	5,742	0,724
35	0,570	0,697	4,195	3,390	73,070	5,105	0,644
36	0,630	0,770	4,697	4,007	73,470	3,712	0,468
37	0,403	0,513	3,150	2,737	68,210	5,512	0,695
38	0,270	0,342	2,191	1,950	73,260	6,329	0,798
39	0,487	0,620	4,170	3,537	88,943	5,634	0,710
40	0,657	0,767	3,513	3,060	93,500	5,760	0,726
41	0,440	0,553	3,717	2,907	83,430	10,624	1,339
42	0,287	0,363	2,327	2,070	103,440	8,874	1,119
43	0,523	0,640	4,210	3,203	102,610	6,854	0,864

Continuação da Tabela 5.6 - Resultados experimentais para o fresamento de topo do aço inoxidável duplex UNS S32205

Exp.	R_a	R_q	R_t	R_z	MRR	CE_{elet}	QE_{CO2}
	µm	*µm*	*µm*	*µm*	*mm³/s*	*kJ*	*g*
44	0,693	0,843	4,797	3,910	133,250	6,498	0,819
45	0,430	0,523	3,193	2,563	74,006	8,964	1,130
46	0,243	0,294	1,800	1,557	102,468	8,964	1,130
47	0,540	0,667	3,827	3,187	119,621	7,970	1,005
48	0,667	0,813	4,938	3,600	141,600	7,027	0,886
49	0,716	0,845	4,197	3,577	44,841	5,742	0,724
50	0,707	0,850	4,967	3,327	71,992	6,264	0,790
51	0,447	0,553	3,527	2,910	63,720	4,640	0,585
52	0,840	1,020	5,717	4,393	71,490	3,427	0,432
53	0,820	1,040	5,603	4,285	57,620	7,384	0,931
54	0,773	0,943	4,681	3,560	63,363	6,329	0,798
55	0,510	0,640	4,010	3,347	71,010	5,159	0,650
56	0,800	0,950	5,187	3,953	129,099	6,095	0,768
57	0,823	1,020	5,263	4,670	57,602	7,308	0,921
58	0,723	0,853	4,240	3,613	95,550	8,874	1,119
59	0,593	0,700	3,683	3,420	110,166	7,427	0,936
60	0,830	1,043	6,570	5,310	135,580	6,628	0,835
61	0,873	1,050	4,950	4,420	73,870	9,490	1,197
62	0,603	0,717	4,971	3,582	100,247	9,490	1,197
63	0,620	0,767	5,020	3,737	88,679	6,563	0,828
64	0,870	1,050	5,977	4,550	171,703	8,438	1,064
65	0,754	0,923	5,466	4,472	53,926	7,366	0,929
66	0,767	0,925	5,012	4,381	154,713	7,366	0,929
67	0,692	0,927	4,918	4,294	29,107	8,316	1,049
68	1,071	1,318	7,058	5,699	145,216	6,062	0,765
69	0,933	1,124	5,504	4,358	72,025	6,116	0,771

Continuação da Tabela 5.6 - Resultados experimentais para o fresamento de topo do aço inoxidável duplex UNS S32205

Exp.	R_a	R_q	R_t	R_z	MRR	CE_{elet}	QE_{CO2}
	µm	*µm*	*µm*	*µm*	mm³/*s*	*kJ*	*g*
70	0,940	1,112	5,546	4,189	123,712	9,511	1,199
71	0,743	0,880	4,451	3,894	44,400	3,301	0,416
72	0,784	0,956	5,566	4,396	119,190	9,716	1,225
73	0,530	0,630	2,973	2,843	85,294	5,042	0,600
74	0,393	0,493	3,200	2,590	107,223	6,926	0,794
75	0,413	0,530	3,320	2,807	97,583	5,893	0,743
76	0,393	0,480	2,540	2,310	97,465	5,893	0,743
77	0,387	0,480	2,310	2,493	108,518	6,619	0,835
78	0,393	0,497	3,503	2,513	103,167	6,384	0,805
79	0,413	0,520	2,973	2,697	105,164	6,384	0,805
80	0,380	0,483	2,837	2,600	102,315	5,893	0,743
81	0,340	0,383	2,640	2,407	90,583	5,893	0,743
82	0,397	0,493	3,136	2,433	90,184	5,402	0,681

5.7 Considerações finais do capítulo

Este capítulo apresentou os equipamentos; ferramentas; materiais; procedimentos de medição das variáveis de controle, ruído e resposta, a coleta dos dados e os resultados das medições durante o fresamento de topo do aço inoxidável duplex UNS S32205.

6 RESULTADOS E DISCUSSÃO

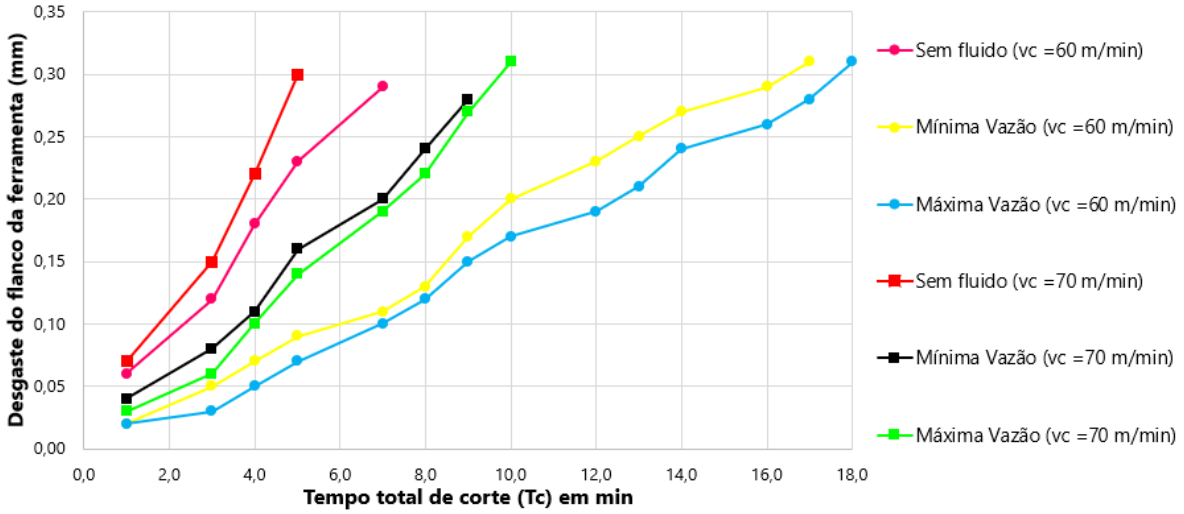
Neste capítulo serão apresentadas as principais decorrências em relação aos experimentos preliminares e, posteriormente, aos ensaios definitivos. A partir dos resultados obtidos nos experimentos, esta seção tem como propósito demonstrar a aplicabilidade do método EQMMFR-NBI.

6.1 Ensaios Preliminares

Conforme apresentado no capítulo 5, antes de definir os níveis dos parâmetros das variáveis de controle e dos ruídos, foi necessário realizar os ensaios preliminares. Estes experimentos foram realizados sem aplicação de fluido de corte e, posteriormente, repetidos utilizando a mínima e a máxima vazão de fluido da máquina-ferramenta. Ao final de cada passada da ferramenta, o desgaste do flanco da ferramenta (v_b) foi medido por um microscópio de varredura eletrônica de marca Opton®. Em seguida, a rugosidade R_a foi medida por um rugosímetro portátil Mitutoyo SJ-201. Estes valores foram coletados na extremidade e na parte central do corpo de prova, sendo compilados em uma planilha do Excel®. Posteriormente, foi efetuado o cálculo do valor médio do parâmetro.

A evolução do desgaste de flanco da ferramenta para as velocidades de 60 e 70 m/min pode ser observada, para as condições ensaiadas, conforme Figura 6.1.

Figura 6.1 – Evolução do desgaste da ferramenta nas condições de corte ensaiadas

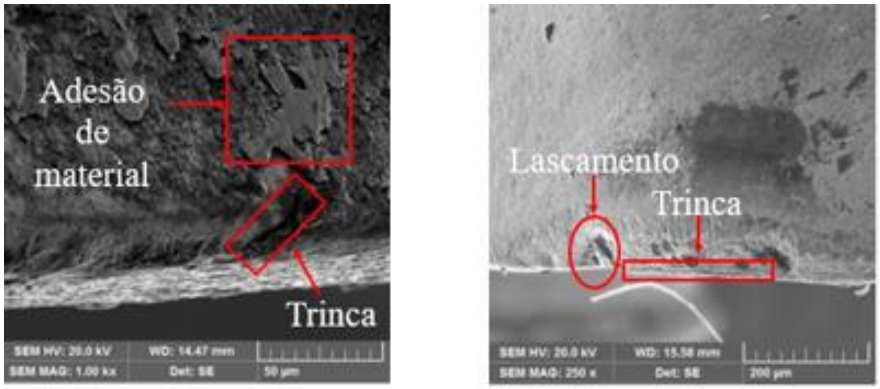


Fonte: Autoria própria

A condição de máxima vazão proporcionou maior tempo de corte para a velocidade de 60 m/min, com pequena diferença em relação à condição de mínima vazão de fluido. Segundo Uhlmann *et al.* (2017), quando ocorre um aumento de velocidade de corte no processo, há um aumento no desgaste

da aresta de corte dos insertos. Neste sentido, ao alterar v_c para 70 m/min contribuiu-se para o surgimento de trincas e micro trincas, conforme Figuras 6.2 e 6.3. De acordo com Teixeira Filho (2006), as trincas são causadas pela variação de temperatura e/ou pela variação dos esforços mecânicos que ocorrem no processo de fresamento.

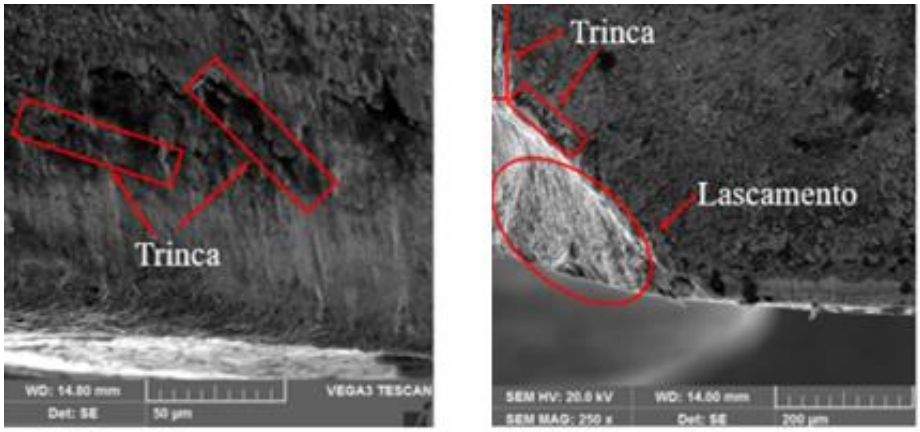
Figura 6.2 - Desgaste da ferramenta de corte nas condições de mínima vazão: (a) v_c = *60m/min e* t_c*= 17 min; (b)* v_c *= 70 m/min e* t_c*= 9 min*



(a) (b)

Fonte: Autoria própria

Figura 6.3 - Desgaste da ferramenta de corte nas condições de máxima vazão: (a) v_c = *60m/min e* t_c*= 17 min; (b)* v_c *= 70 m/min e* t_c*= 9 min*



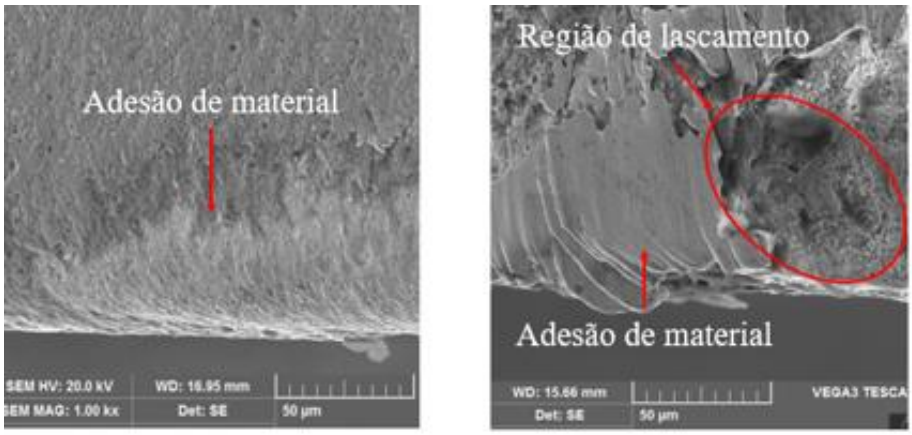
(a) (b)

Fonte: Autoria própria

As ferramentas ensaiadas sem fluido de corte apresentaram desgastes prematuros. Em função da baixa condutividade térmica do material, o calor gerado na interface cavaco-ferramenta-peça, promove o acréscimo de temperatura na região de corte e que contribuiu para o desgaste acelerado da ferramenta (HOU *et al*., 2014; NEMETZ *et al*., 2018). Observou-se que, nas condições de corte

sem a utilização de fluido, as inclinações das curvas foram mais acentuadas quando comparado com as condições de mínima e máxima vazão. Os desgastes das ferramentas, ao atingir o critério estabelecido para o fim de vida nas velocidades de 60 e 70 m/min, podem ser observados na Figura 6.4. Nota-se, também, a existência de material da peça aderido à aresta de corte e a presença de lascamento no inserto.

Figura 6.4 - Desgaste da ferramenta de corte na condição sem fluido de corte: (a) *vc = 60 m/min e tc= 7min; (b) vc = 70 m/min e tc= 5 min.*

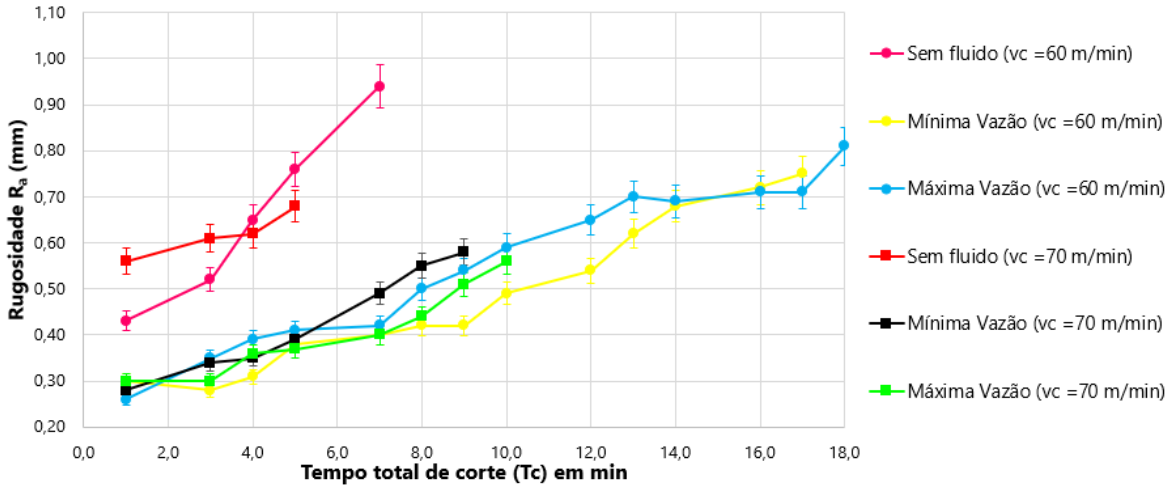


(a) (b)

Fonte: Autoria própria

A rugosidade R_a da peça para as três condições de usinagem utilizando as velocidades de 60 e 70 m/min pode ser observada na Figura 6.5.

Figura 6.5 - Evolução da rugosidade nas condições de corte ensaiadas.



Fonte: Autoria própria

O comportamento da rugosidade foi crescente ao longo do tempo, até se atingir o critério de fim da vida da ferramenta ($v_{bmáx}$ = 0,3 mm) para todas as condições de usinagem ensaiadas. A rugosidade

média (R_a) medida durante os ensaios variou entre 0,25 e 0,95 µm. Os maiores valores de rugosidade foram observados na condição sem fluido de corte para ambas as velocidades. Isso ocorreu devido ao acelerado desgaste da aresta de corte e à baixa usinabilidade do aço inoxidável duplex UNS S32205.

Ao se utilizar o fluido de corte, houve um aumento de 160% no tempo de vida da ferramenta na condição de máxima vazão com velocidade de 60 m/min. Nesta condição, os menores valores de rugosidades foram observados ao longo de todo o experimento. Ao se atingir o desgaste $v_{bmáx}$ de 0,3 mm, na velocidade de 70 m/min, pode-se verificar que os valores da rugosidade R_a foram menores para todas as condições ensaiadas, e o tempo de vida da ferramenta foi 50% menor em relação à velocidade de corte de 60 m/min na mínima vazão.

Foi observado que a condição de mínima vazão apresentou resultados semelhantes à condição de máxima vazão, tanto para a vida da ferramenta quanto para a rugosidade da peça. Assim, em se tratando de condições de usinagem para fresamento, a estratégia de trabalhar com a mínima vazão pode ser uma opção mais adequada e interessante. Embora as ações de lubri-refrigerante dos fluidos de corte colaborem para a redução de temperatura na interface cavaco-ferramenta-peça, a maioria deles contém produtos químicos nocivos que podem causar riscos à saúde do operador, poluição ambiental, contaminação da água e do solo durante o descarte. Além disso, o custo médio do uso de fluido em operações de corte é aproximadamente de 17% do custo total de usinagem (SINGH *et al*.; 2019).

Baseado nos resultados dos experimentos preliminares e da observação de outros trabalhos de fresamento em aços inoxidáveis duplex foi possível estabelecer os níveis do processo para as variáveis de controle e ruído, como discutido no capítulo 5.

6.2 Ensaios definitivos

Neste tópico serão abordados os resultados encontrados durante a fase experimental conforme propõem a metodologia EQMMFR-NBI de acordo com o fluxograma apresentado no capítulo 4.

6.2.1 Análise de curvatura

A partir dos dados coletados e calculados, provenientes dos pontos fatoriais e centrais do planejamento experimental, analisou-se as curvaturas utilizando a análise de variância (ANOVA), conforme Tabela 6.1. Todas as variáveis de repostas apresentaram curvatura devido aos valores-P serem menores que 5%. Isto significa que as variáveis de resposta podem ser modeladas utilizando a metodologia de superfície de respostas, por meio de equações de segunda ordem.

Tabela 6.1 - Análise de curvatura para as variáveis de resposta originais

R_a				R_q			
Parâmetros de cálculo		ANOVA		Parâmetros de cálculo		ANOVA	
n_F	64	$MS_{Quad.Puro}$	0,527	n_F	64	$MS_{Quad.Puro}$	0,732
n_C	10	MS_{Erro}	0,002	n_C	10	MS_{Erro}	0,004
μ_F	0,651	F_0	221,721	μ_F	0,790	F_0	199,243
μ_C	0,404	*Valor P*	**0,000**	μ_C	0,499	*Valor P*	**0,000**
R_t				R_z			
Parâmetros de cálculo		ANOVA		Parâmetros de cálculo		ANOVA	
n_F	64	$MS_{Quad.Puro}$	16,850	n_F	64	$MS_{Quad.Puro}$	7,899
n_C	10	MS_{Erro}	0,136	n_C	10	MS_{Erro}	0,030
μ_F	4,339	F_0	123,596	μ_F	3,525	F_0	63,063
μ_C	2,943	*Valor P*	**0,000**	μ_C	2,569	*Valor P*	**0,000**
MRR				CE_{elet}			
Parâmetros de cálculo		ANOVA		Parâmetros de cálculo		ANOVA	
n_F	64	$MS_{Quad.Puro}$	447,160	n_F	64	$MS_{Quad.Puro}$	7,214
n_C	10	MS_{Erro}	62,746	n_C	10	MS_{Erro}	0,231
μ_F	91,559	F_0	7,126	μ_F	6,883	F_0	31,248
μ_C	98,750	*Valor P*	**0,026**	μ_C	5,970	*Valor P*	**0,000**
QE_{CO2}				QE_{CO2}			
Parâmetros de cálculo		ANOVA		Parâmetros de cálculo		ANOVA	
n_F	64	$MS_{Quad.Puro}$	0,122	μ_C	0,749	*Valor P*	**0,000**
n_C	10	MS_{Erro}	0,005				
μ_F	0,868	F_0	25,676				

6.2.2 Teste de normalidade

Nesta etapa, foi realizado o teste de Anderson-Darling para verificar a normalidade dos dados para cada variável de resposta, com o auxílio do *software* Minitab17®. O teste de normalidade é realizado pois, as análises estatísticas tais como ANOVA, modelos de regressão (linear ou múltipla)

e de clusterização são aplicáveis ao assumir que os dados seguem uma distribuição normal. Verificou-se, conforme Tabela 6.2, que todas as respostas analisadas seguem uma distribuição normal, pois os valores-P ficaram acima de 5%.

Tabela 6.2 – Teste de normalidade de Anderson Darling (AD)

	R_a	R_q	R_t	R_z
AD	0,530	0,463	0,470	0,217
Valor-P	0,171	0,250	0,241	0,838
	MRR	CE_{elet}	QE_{CO2}	
AD	0,699	0,728	0,708	
Valor-P	0,066	0,056	0,062	

6.3 Fase de modelagem para as variáveis originais e análise de similaridade

Neste tópico, serão apresentadas a análise de variância; a modelagem das variáveis de resposta originais; análise de correlação entre estas variáveis; aplicação da análise fatorial para estabelecer os escores dos fatores rotacionados e análise de similaridade entre as variáveis originais e as variáveis latentes (escores dos fatores rotacionados), conforme sugerido pela metodologia EQMMFR-NBI.

6.3.1 ANOVA para as rugosidades R_a, R_q, R_t e R_z

As Tabelas 6.3 e 6.4 apresentam os efeitos das variáveis de controle e ruído sobre as rugosidades R_a, R_q, R_t e R_z, considerando um nível de significância igual a 5%. Os valores dos efeitos foram determinados utilizando o *software* estatístico Minitab17®. Os termos em negritos são estatisticamente significativos, pois apresentam valor P < 5%. Analisando os termos lineares, observa-se que o desgaste do flanco da ferramenta (v_b) apresentou maior influência sobre as rugosidades, seguido do avanço por dente (f_z) e vazão de fluido (Q). Isto deve-se aos efeitos que estes parâmetros exercem sobre as variáveis de resposta (valores na Tabelas 6.3 e 6.4).

Considerando o valor-P > 5% para o *Lack of Fit*, o teste de falta de ajuste mostra que o modelo se adequa bem aos dados coletados no processo. Como os valores de R^2(ajust) foram superiores a 89%, pode-se dizer que os modelos apresentam uma boa capacidade de realizar previsões, além de apresentarem uma alta capacidade de explicação na variabilidade dos dados.

Tabela 6.3 – Efeitos estimados para as rugosidades R_a e R_q

Termos	R_a			R_q		
	Efeito	Valor T	Valor P	Efeito	Valor T	Valor P
Const.		31,54	**0,000**		32,23	**0,000**
v_c	0,032	2,70	**0,009**	0,034	2,37	**0,021**
f_z	0,111	9,43	**0,000**	0,123	8,69	**0,000**
a_e	0,004	0,34	0,738	0,001	0,08	0,940
a_p	0,017	1,40	0,168	0,022	1,56	0,124
v_b	0,276	20,93	**0,000**	0,326	20,63	**0,000**
Q	-0,107	-8,09	**0,000**	-0,120	-7,58	**0,000**
l_{t0}	0,009	0,68	0,497	0,003	0,19	0,852
v_c^2	0,091	8,86	**0,000**	0,108	8,81	**0,000**
f_z^2	0,121	11,82	**0,000**	0,157	12,88	**0,000**
a_e^2	0,135	13,17	**0,000**	0,156	12,78	**0,000**
a_p^2	0,091	8,93	**0,000**	0,106	8,69	**0,000**
$v_c f_z$	0,176	13,34	**0,000**	0,212	13,43	**0,000**
$v_c a_e$	-0,010	-0,78	0,437	-0,015	-0,97	0,336
$v_c a_p$	-0,023	-1,71	0,094	-0,024	-1,55	0,127
$v_c v_b$	0,070	5,30	**0,000**	0,085	5,37	**0,000**
$v_c Q$	0,000	0,01	0,994	-0,006	-0,35	0,725
$v_c l_{t0}$	0,002	0,18	0,860	0,005	0,33	0,742
$f_z a_e$	0,011	0,82	0,415	0,008	0,51	0,610
$f_z a_p$	0,021	1,56	0,124	0,032	2,02	**0,048**
$f_z v_b$	-0,152	-11,47	**0,000**	-0,169	-10,71	**0,000**
$f_z Q$	-0,016	-1,22	0,229	-0,011	-0,72	0,473
$f_z l_{t0}$	0,006	0,45	0,657	0,008	0,53	0,597
$a_e a_p$	-0,011	-0,83	0,410	-0,015	-0,97	0,338
$a_e v_b$	0,010	0,75	0,460	0,014	0,90	0,374
$a_e Q$	-0,003	-0,26	0,794	0,000	-0,03	0,980
$a_e l_{t0}$	-0,011	-0,84	0,405	-0,008	-0,52	0,605
$a_p v_b$	0,020	1,54	0,131	0,026	1,62	0,112
$a_p Q$	0,008	0,59	0,555	0,006	0,39	0,701
$a_p l_{t0}$	-0,011	-0,83	0,413	-0,015	-0,97	0,336

Continuação da Tabela 6.3- Efeitos estimados para as rugosidades R_a e R_q

R_a		R_q	
Falta de ajuste (valor P)	0,404	Falta de ajuste (Valor P)	0,471
R^2(ajust)	93,91%	R^2(ajust)	93,72%

Tabela 6.4 – Efeitos estimados para as rugosidades R_t e R_z

Termos	R_t			R_z		
	Efeito	Valor T	Valor P	Efeito	Valor T	Valor P
Const.		32,32	**0,000**		39,53	**0,000**
v_c	0,077	0,93	0,355	0,027	0,47	0,639
f_z	0,588	7,12	**0,000**	0,522	9,14	**0,000**
a_e	-0,043	-0,52	0,605	-0,099	-1,74	0,088
a_p	0,247	2,99	**0,004**	0,176	3,09	**0,003**
v_b	1,430	15,50	**0,000**	1,039	16,29	**0,000**
Q	-0,213	-2,31	**0,025**	-0,206	-3,22	**0,002**
l_{t0}	-0,172	-1,87	0,068	-0,188	-2,94	**0,005**
v_c^2	0,580	8,14	**0,000**	0,465	9,42	**0,000**
f_z^2	0,768	10,76	**0,000**	0,607	12,31	**0,000**
a_e^2	0,652	9,14	**0,000**	0,427	8,65	**0,000**
a_p^2	0,523	7,33	**0,000**	0,394	7,99	**0,000**
$v_c f_z$	0,991	10,74	**0,000**	0,820	12,85	**0,000**
$v_c a_e$	-0,138	-1,49	0,142	-0,052	-0,81	0,421
$v_c a_p$	-0,055	-0,60	0,554	0,070	1,10	0,278
$v_c v_b$	0,550	5,96	**0,000**	0,343	5,38	**0,000**
$v_c Q$	0,002	0,02	0,985	-0,081	-1,27	0,211
$v_c l_{t0}$	-0,105	-1,14	0,259	-0,077	-1,21	0,233
$f_z a_e$	-0,044	-0,48	0,636	0,032	0,49	0,623
$f_z a_p$	0,173	1,88	0,066	0,117	1,83	0,073
$f_z v_b$	-0,582	-6,30	**0,000**	-0,478	-7,49	**0,000**
$f_z Q$	0,245	2,65	**0,011**	0,067	1,05	0,300
$f_z l_{t0}$	0,014	0,15	0,882	0,101	1,58	0,120

Continuação da Tabela 6.4 - Efeitos estimados para as rugosidades R_t e R_z

Termos	R_t			R_z		
	Efeito	Valor T	Valor P	Efeito	Valor T	Valor P
$a_e a_p$	0,096	1,04	0,305	-0,057	-0,89	0,378
$a_e v_b$	0,232	2,51	**0,015**	0,074	1,16	0,253
$a_e Q$	-0,010	-0,10	0,918	-0,032	-0,50	0,619
$a_e l_{t0}$	-0,050	-0,54	0,593	-0,009	-0,15	0,885
$a_p v_b$	0,241	2,61	**0,012**	0,205	3,21	**0,002**
$a_p Q$	0,011	0,12	0,908	0,017	0,27	0,788
$a_p l_{t0}$	-0,129	-1,40	0,167	-0,063	-0,98	0,330
	R_t			R_z		
	Falta de ajuste (valor P)		0,546	*Falta de ajuste* (valor P)		0,080
	R^2(ajust)		89,89%	R^2(ajust)		91,64%

O comportamento das variáveis de entrada do processo sobre as rugosidades R_a, R_q, R_t e R_z pode ser observado no gráfico de efeitos principais, conforme Figura 6.6. Os efeitos quadráticos estão relacionados às variáveis de controle e os efeitos lineares às variáveis de ruído.

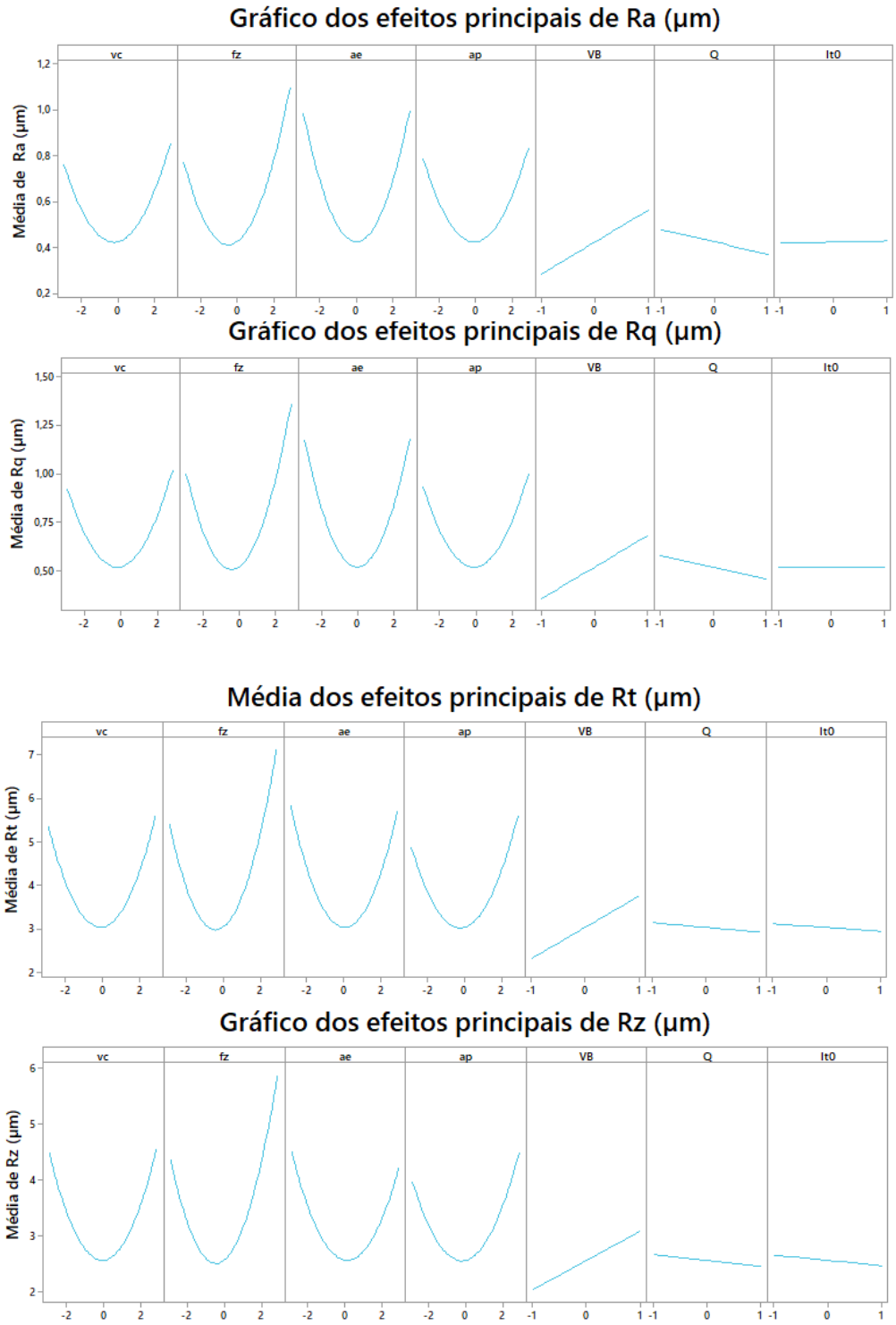
O desgaste de flanco da ferramenta (v_b) influenciou linearmente e de forma positiva sobre as rugosidades e isto significa que o seu aumento provoca um incremento nos valores R_a, R_q, R_t e R_z. Este fenômeno pode ser atribuído ao desgaste do raio de ponta da ferramenta causada pela deformação plástica do material e pelas as elevadas temperaturas na interface ferramenta-cavaco, particularmente em materiais que apresentam alto grau de encruamento e baixa condutividade térmica como os aços inoxidáveis duplex. Neste caso, o aumento de v_b provoca um acréscimo no esforço de corte, elevando o atrito entre a ferramenta e a superfície usinada.

O avanço por dente (f_z) apresentou efeito positivo nas rugosidades e este resultado se aproxima da literatura. Pode-se pressupor que o aumento nos valores do avanço provocou um acréscimo no esforço de corte, devido ao aumento da área de contato entre a ferramenta e peça, esta condição contribuiu para a elevação da rugosidade. Entretanto, avanços muito baixos provocam o efeito de riscamento na superfície usinada, resultando em superfícies com a qualidade comprometida.

A vazão de fluido (Q) apresentou um efeito linear negativo, de modo que o aumento de Q contribuiu para a redução nos valores de rugosidades. Presuma-se que a sua utilização foi vantajosa no processo, diminuindo o calor gerado durante o corte e refrigerando a aresta de corte da ferramenta

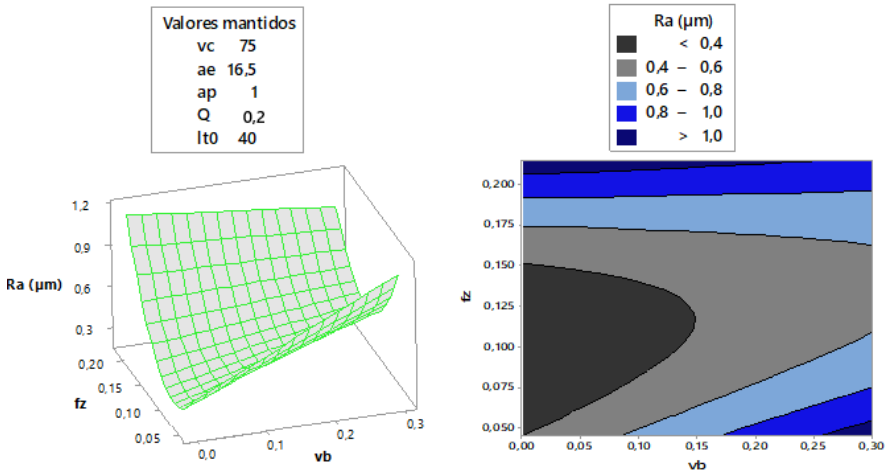
e a superfície de trabalho. Também foi capaz de diminuir o atrito entre a superfície de saída da ferramenta e o cavaco, bem como entre o flanco do inserto e a superfície usinada. A ação do fluido permitiu remover os fragmentos de cavacos e partículas oriundos do processo de fresamento do aço inoxidável duplex UNS S32205, ou seja, elimina o processo de recorte de cavacos.

Figura 6.6 - Gráfico de efeitos principais de R_a, R_q, R_t e R_z



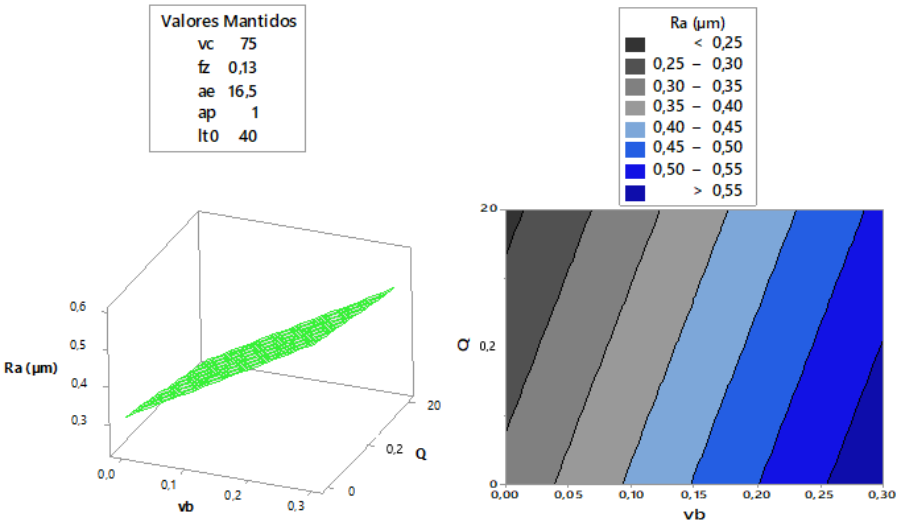
A Figura 6.7 ilustra a superfície de resposta e o gráfico de contorno levando em consideração a influência do v_b e o f_z na rugosidade R_a. Pode-se verificar que os menores valores de rugosidade podem ser encontrados para v_b entre 0 a 0,15 mm e avanço por dente variando entre 0,050 a 0,150 mm/dente. Nesta condição o valor esperado para R_a é inferior a 0,40 µm.

Figura 6.7 – Superfície de resposta e gráfico de contorno v_b x f_z para R_a



A Figura 6.8 ilustra a superfície de resposta e o gráfico de contorno levando em consideração a influência v_b e Q na rugosidade R_a. Pode-se verificar que os menores valores de rugosidade podem ser encontrados para v_b = 0 mm (insertos novos) e vazão de fluido igual a 20 l/min. Nesta condição o valor esperado para R_a é inferior a 0,25 µm.

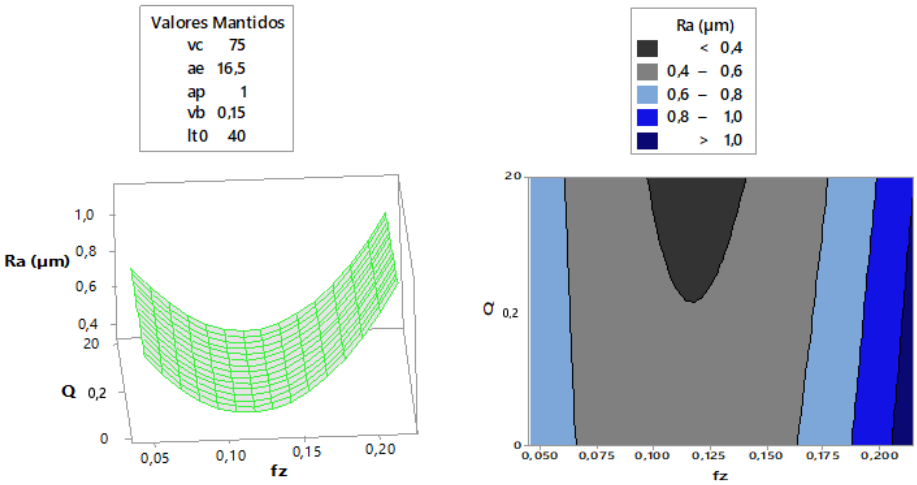
Figura 6.8 – Superfície de resposta e gráfico de contorno v_b x Q para R_a



A Figura 6.9 ilustra a superfície de resposta e o gráfico de contorno levando em consideração a influência de f_z e Q na rugosidade R_a. Pode-se verificar que os menores valores de rugosidade podem

ser encontrados para f_z variando entre 0,100 a 0,150 mm/dente e vazão de fluido entre 0,2 a 20 l/min. Nesta condição o valor esperado para R_a é inferior a 0,40 µm.

Figura 6.9 – Superfície de resposta e gráfico de contorno f_z x Q para R_a



As mesmas conclusões podem ser feitas para as demais rugosidades. As superfícies de respostas e os gráficos de contorno que leva em consideração a influência o desgaste do flanco de ferramenta, o avanço por dente e a vazão de fluido podem ser observados no Apêndice I.

As Figuras 6.10 a 6.13 ilustram os efeitos das interações entre as variáveis de controle e as variáveis de ruído nas rugosidades R_a, R_q, R_t e R_z.

Figura 6.10 – Efeitos das interações sobre a rugosidade R_a

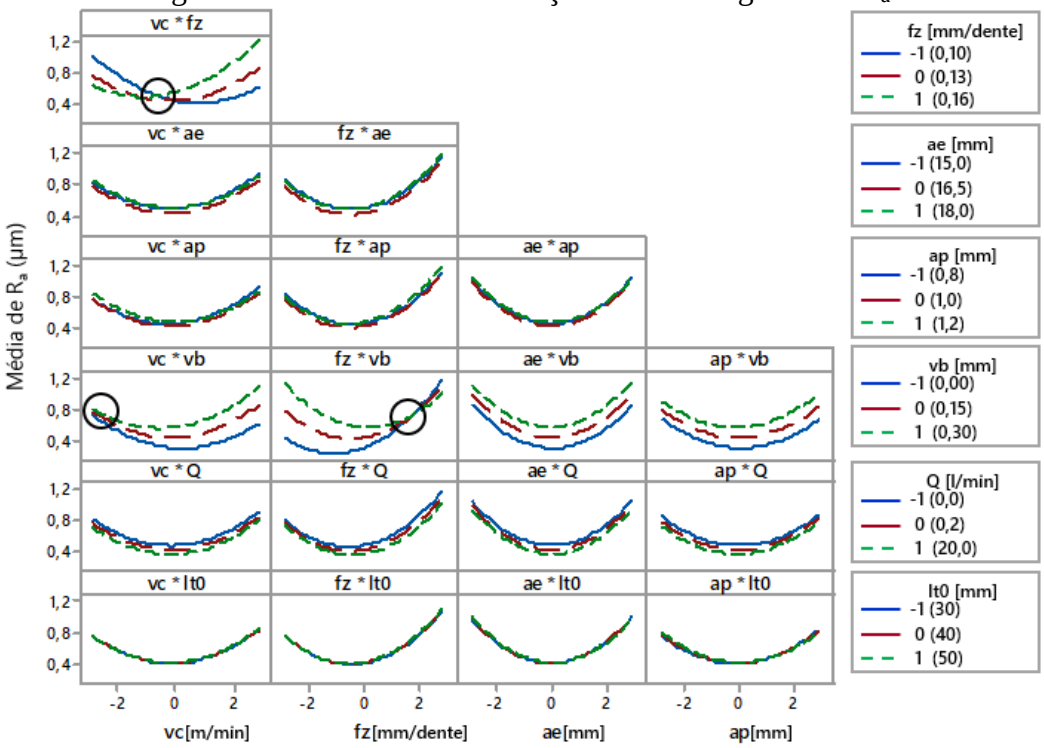


Figura 6.11 – Efeitos das interações sobre a rugosidade R_q

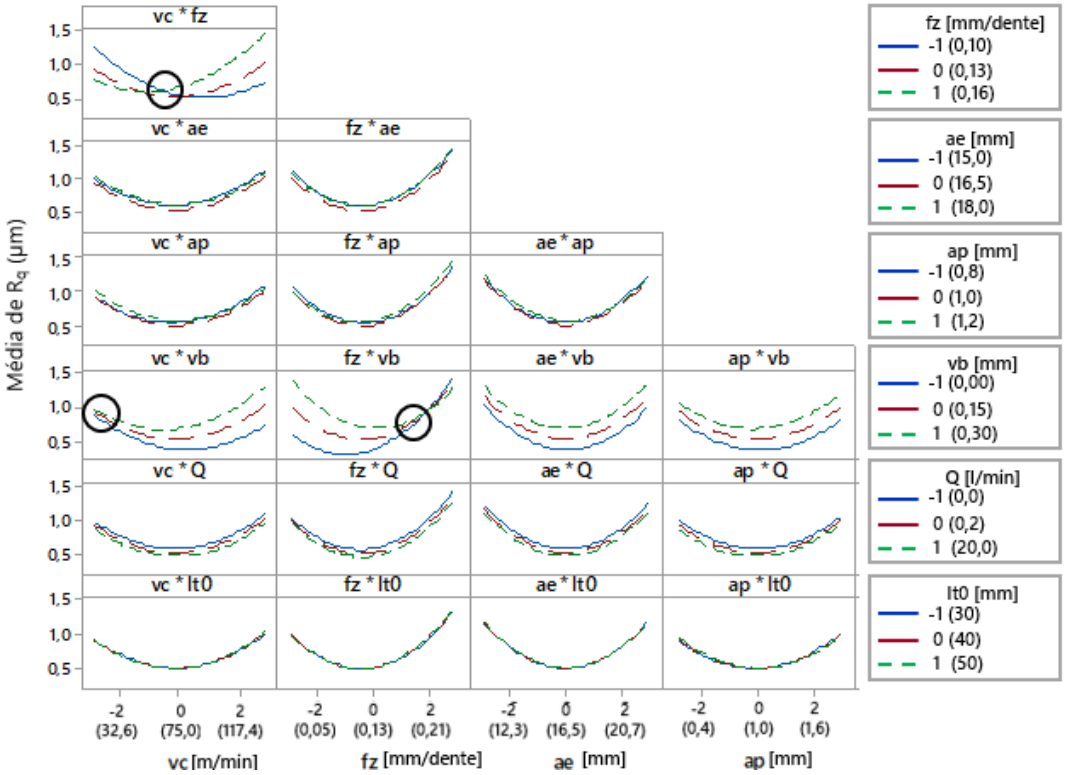


Figura 6.12 – Efeitos das interações sobre a rugosidade R_t

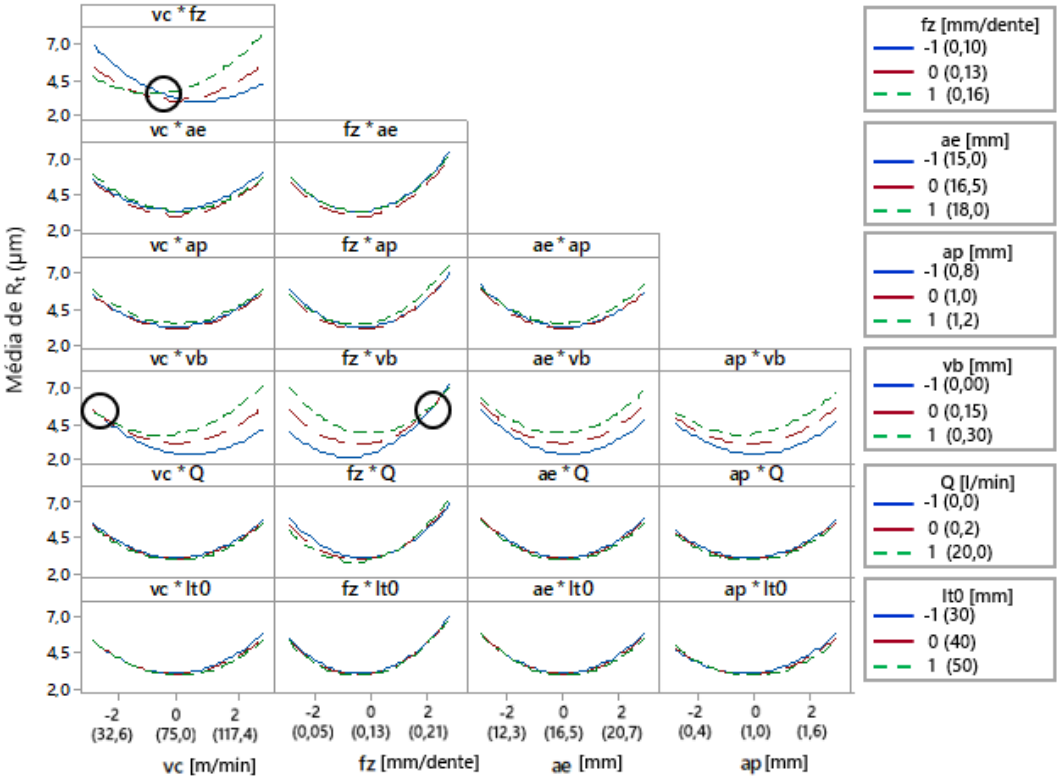
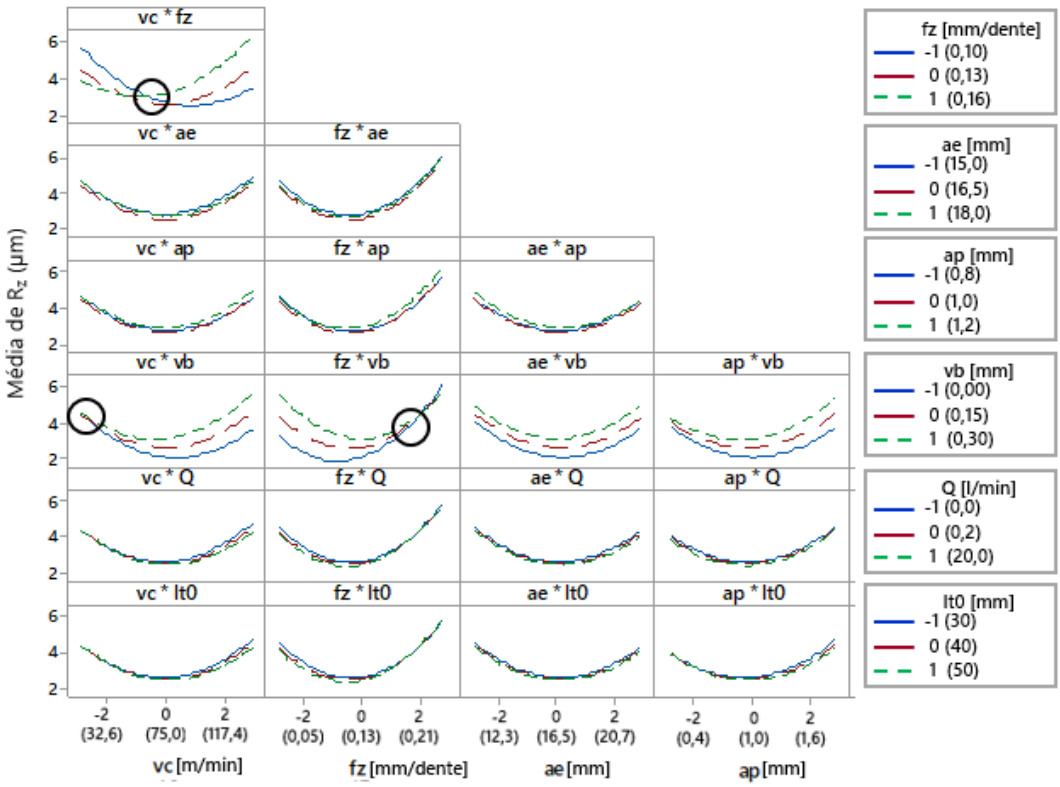


Figura 6.13 - Efeitos das interações sobre a rugosidade R_z



Pode-se verificar, ao analisar as interações, que a velocidade de corte (v_c) apresentou interação positiva com o avanço por dente (f_z). Neste caso os aumentos dos dois fatores colaboram para o acréscimo dos valores de rugosidade. Nota-se que as rugosidades são mínimas quando estes parâmetros estão no ponto central (0) do arranjo experimental. A mesma análise pode ser realizada com a interação entre a velocidade de corte (v_c) e o desgaste do flanco da ferramenta (v_b). A interação entre *vc* e v_b foi positiva e o menor valor de rugosidade é observado quando a velocidade de corte está no nível médio do DOE e o desgaste do flanco é zero, ou seja, quando se utiliza ferramentas novas no processo. A interação entre o avanço por dente (f_z) e o desgaste do flanco da ferramenta (v_b) foram negativas conforme o efeito que estes parâmetros causam nas variáveis de respostas. Isso significa que a combinação de baixos valores de f_z com o aumento do v_b contribui para o aumento da rugosidade na superfície da peça usinada. Pode-se verificar que altos avanços atenuam o efeito do desgaste do flanco da ferramenta sobre a rugosidade. O menor valor de rugosidade é observado quando o f_z está em seu nível médio e o desgaste de flanco é mínimo. Os pontos destacados, em ambas as figuras, mostram onde o processo de fresamento de topo do aço inoxidável duplex UNS S32205 é robusto.

6.3.2 ANOVA para taxa de remoção de material *(MRR)*

A Tabela 6.5 apresentam os efeitos das variáveis de controle e ruído sobre a taxa de remoção *MRR*, considerando um nível de significância de 5%. Os termos em negrito são estatisticamente significativos, pois apresentaram valor-P < 5%. Observando os termos lineares verifica-se que o avanço por dente apresentou maior influência sobre a taxa de remoção, seguido da velocidade de corte, profundidade de corte e largura fresada. Isto deve-se aos efeitos dos parâmetros de processo na variável de resposta. Em relação às variáveis de ruído, a vazão de fluido e o comprimento em balanço apresentaram uma pequena influência na *MRR* porque os valores-P ficaram muito próximos do nível de significância de 5%. Em relação aos termos quadráticos, somente a profundidade de corte foi significativa. As interações foram significativas para as seguintes variáveis: $v_c f_z$, $v_c a_e$, $v_c a_p$, $v_c v_b$, $v_c Q$, $v_c l_{t0}$, $f_z a_e$, $f_z a_p$, $f_z Q$, $a_e a_p$ e $a_p l_{t0}$.

Considerando o valor-P > 5% para o *Lack of Fit*, o teste de falta de ajuste mostra que o modelo se adequam bem aos dados coletados no processo. Como o valor de R^2(ajust) foi de 92,79%, pode-se dizer que o modelo apresenta uma boa capacidade de realizar previsões, além de apresentar uma alta capacidade de explicação na variabilidade dos dados.

Tabela 6.5 – Efeitos estimados para *MRR*

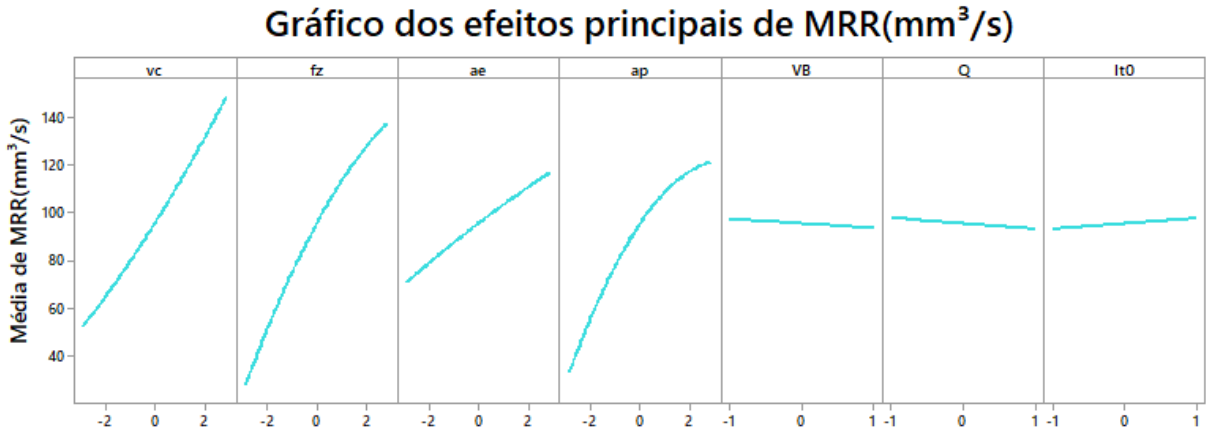
Termos	Efeitos	Valor-T	Valor P
Const.		41,93	**0,000**
v_c	33,350	16,67	**0,000**
f_z	37,990	18,99	**0,000**
a_e	15,920	7,96	**0,000**
a_p	30,500	15,24	**0,000**
v_b	-3,850	-1,72	0,091
Q	-4,620	-2,06	**0,044**
l_{t0}	4,540	2,03	**0,048**
v_c^2	1,209	0,70	0,488
f_z^2	-3,080	-1,78	0,081
a_e^2	-0,403	-0,23	0,817
a_p^2	-4,422	-2,56	**0,014**
$v_c f_z$	6,570	2,94	**0,005**
$v_c a_e$	5,760	2,57	**0,013**
$v_c a_p$	7,170	3,21	**0,002**
$v_c v_b$	5,520	2,47	**0,017**
$v_c Q$	-7,700	-3,44	**0,001**
$v_c l_{t0}$	-5,530	-2,47	**0,017**
$f_z a_e$	10,720	4,79	**0,000**
$f_z a_p$	7,790	3,48	**0,001**
$f_z v_b$	1,890	0,84	0,403

Continuação da Tabela 6.5– Efeitos estimados para *MRR*

Termos	Efeitos	Valor-T	Valor P
fzQ	-7,290	-3,26	0,002
$f_z l_{t0}$	1,250	0,56	0,580
$a_e a_p$	-4,580	-2,05	**0,046**
$a_e v_b$	3,130	1,40	0,167
$a_e Q$	-4,190	-1,87	0,067
$a_e l_{t0}$	1,200	0,54	0,594
$a_p v_b$	-0,190	-0,08	0,934
$a_p Q$	1,710	0,76	0,448
$a_p l_{t0}$	6,540	2,92	**0,005**
MRR			
Falta de ajuste valor P	0,338		
R2(ajust)	92,79%		

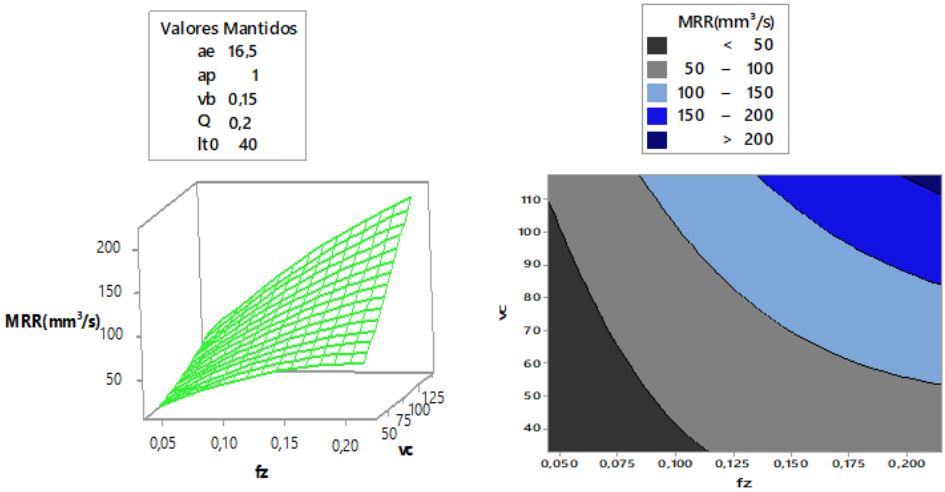
Os efeitos quadráticos das variáveis de controle e os lineares das variáveis de ruído podem ser observados, conforme Figura 6.14. Pode-se verificar que todas as variáveis de controle apresentaram efeitos positivos sobre a *MRR*. Estes resultados condizem com a literatura, ou seja, a taxa de remoção de material no processo de fresamento é diretamente proporcional a velocidade de corte, avanço por dente, largura fresada e profundidade de corte. Neste caso, o aumento dos parâmetros destas variáveis colabora para o acréscimo da taxa de remoção durante a operação de corte. Quanto maiores esses parâmetros, maior é o contato da ferramenta com a peça usinada. Isto faz que a quantidade de cavaco removido aumente, à medida que os insertos da fresa penetram no corpo de prova, promovendo uma maior retirada de material.

Figura 6.14 – Gráfico de efeitos principais de MRR



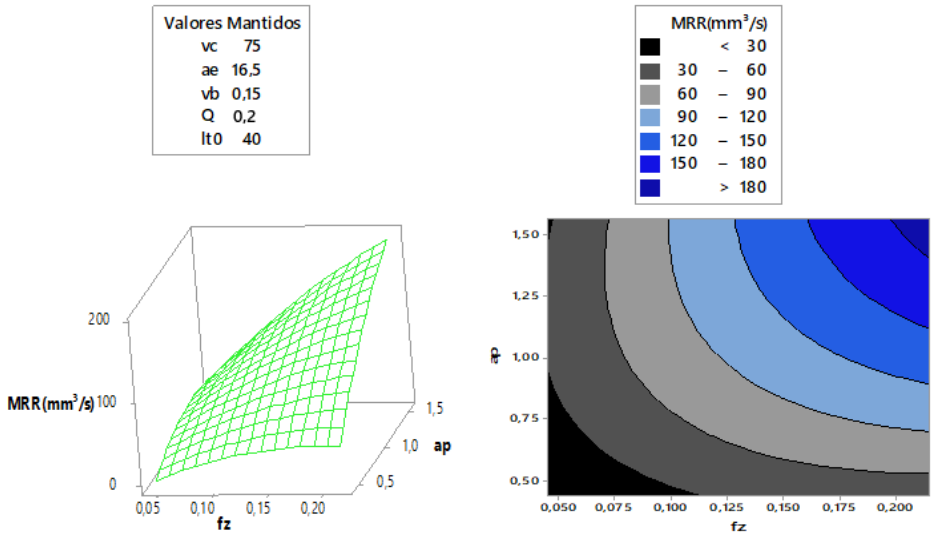
A Figura 6.15 ilustra a superfície de resposta e o gráfico de contorno levando em consideração a influência do f_z e v_c na MRR. Pode-se verificar que o maior valor da MRR pode ser obtido para f_z maior que 0,200 mm/dente e velocidade de corte acima de 110 m/min. Nesta configuração o valor esperado para MRR é superior a 200 mm^3/s.

Figura 6.15 – Superfície de resposta e gráfico de contorno f_z x v_c para *MRR*



A Figura 6.16 ilustra a superfície de resposta e o gráfico de contorno levando em consideração a influência do f_z e a_p na MRR. Pode-se verificar que o maior valor da taxa de remoção pode ser obtido para f_z maior que 0,200 mm/dente e a_p acima de 1,50 mm. Nesta condição o valor esperado para MRR é superior a 180 mm^3/s.

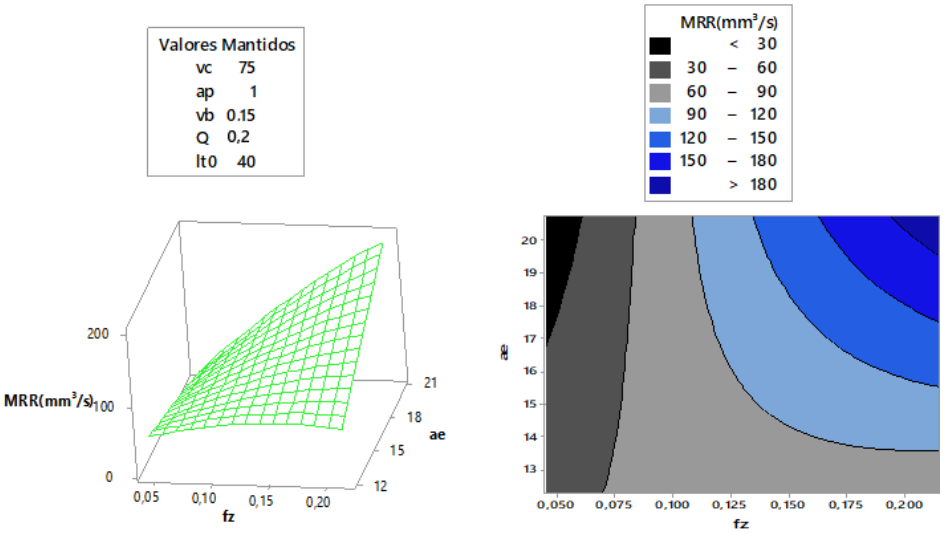
Figura 6.16 – Superfície de resposta e gráfico de contorno f_z x a_p para *MRR*



A Figura 6.17 ilustra a superfície de resposta e o gráfico de contorno levando em consideração a influência do f_z e a_e na MRR. Pode-se verificar que o maior valor da MRR pode ser obtido para f_z

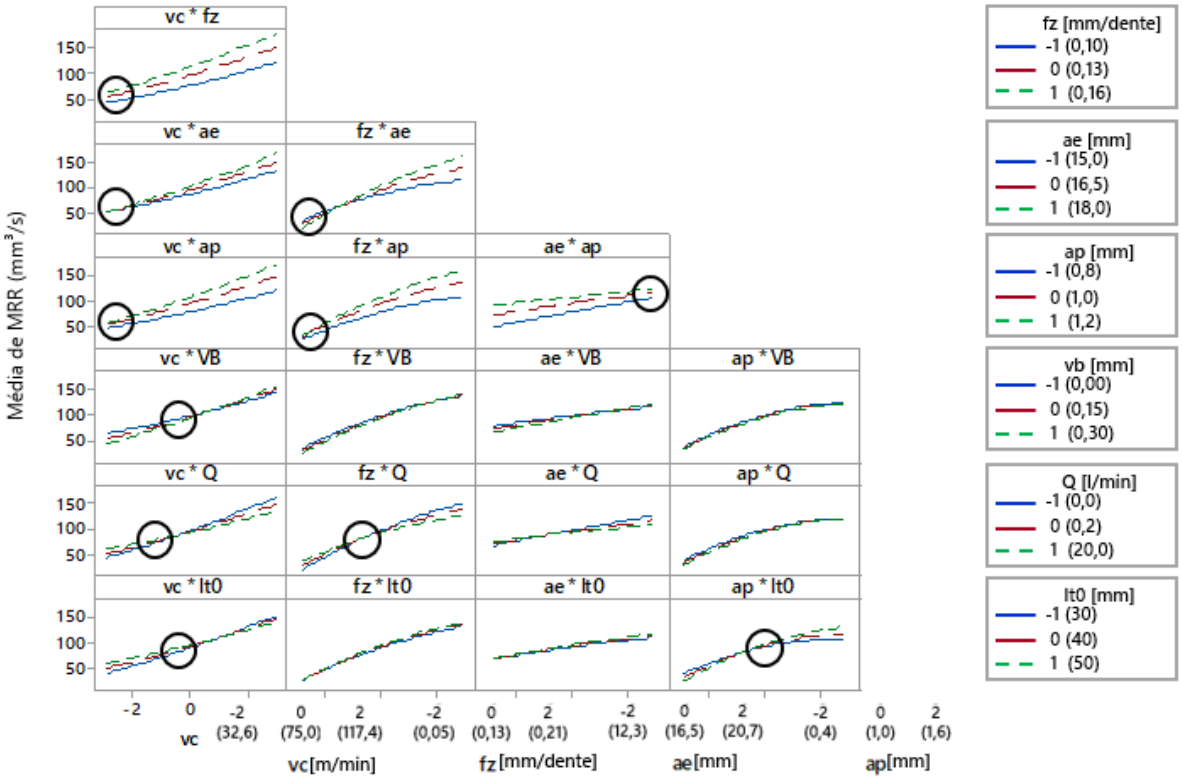
maior que 0,200 mm/dente e a_e acima de 19,0 mm. Para estas condições de corte o valor esperado para MRR é superior a 180 mm^3/s.

Figura 6.17 – Superfície de resposta e gráfico de contorno f_z x a_e para *MRR*



O efeito das interações das variáveis de controle e ruído sobre a taxa de remoção de material pode ser observado conforme Figura 6.18.

Figura 6.18 – Efeitos das interações sobre a *MRR*



Analisando os valores dos efeitos estimados (Tabela 6.5) pode-se afirmar que as interações entre a velocidade de corte e profundidade de corte, avanço por dente e largura fresada, e avanço por dente

e profundidade de corte exerceram maior influência na taxa de remoção de material. Os aumentos desses níveis provocam maiores valores na *MRR*. Em relação às interações entre as variáveis de controle e ruído verifica-se, ainda analisando os valores da estatística T de *Student*, que a interação entre profundidade de corte e comprimento em balanço também exerceu maior influência na *MRR*. Nestes casos, o aumento dos níveis desses parâmetros contribui para o aumento da taxa de remoção de material. Os pontos destacados na Figura 6.18 mostram onde o processo de fresamento de topo do aço inoxidável duplex UNS S32205 é robusto.

6.3.3 ANOVA para o consumo de energia elétrica (CE_{elet}) e emissão de dióxido de carbono (QE_{CO2})

A Tabela 6.6 apresentam os efeitos das variáveis de controle e ruído sobre o consumo de energia elétrica e emissão de dióxido de carbono. Vale ressaltar que as análises para estas duas variáveis foram realizadas simultaneamente, visto que a QE_{CO2} é proporcional ao CE_{elet}. Os termos em negritos indicam que as variáveis de controle, ruído e as interações são estatisticamente significativas, pois apresentaram valor-P menor que 5%. Observando os termos lineares a profundidade de corte, o avanço por dente e largura fresada foram as variáveis que mais exerceram influência sobre CE_{elet} e QE_{CO2}. Isto deve-se aos efeitos que estes parâmetros realizam sobre as variáveis de resposta (conforme Tabela 6.6). Em relação aos termos quadráticos verifica-se que a velocidade de corte, o avanço por dente e a largura fresada exerceram influência significativa sobre CE_{elet} e QE_{CO2}. Quanto às iterações constata-se que $v_c a_e$; $v_c Q$; $v_c l_{t0}$; $f_z a_e$; $f_z Q$; $a_e v_b$; $a_e Q$; e $a_p l_{t0}$ também foram influentes sobre CE_{elet} e QE_{CO2}.

Tabela 6.6 – Efeitos estimados para CE_{elet} e QE_{co2}

Termos	CE_{elet}			QE_{CO2}		
	Efeito	Valor T	Valor P	Efeito	Valor T	Valor P
Const.		47,24	**0,000**		45,92	**0,000**
v_c	0,132	1,15	0,255	0,017	1,13	0,265
f_z	-1,070	-9,35	**0,000**	-0,135	-9,13	**0,000**
a_e	1,036	9,06	**0,000**	0,131	8,84	**0,000**
a_p	2,445	21,38	**0,000**	0,308	20,85	**0,000**
v_b	-0,027	-0,21	0,833	-0,003	-0,21	0,835
Q	-0,073	-0,57	0,569	-0,009	-0,56	0,577
l_{t0}	0,251	1,96	0,055	0,032	1,91	0,062

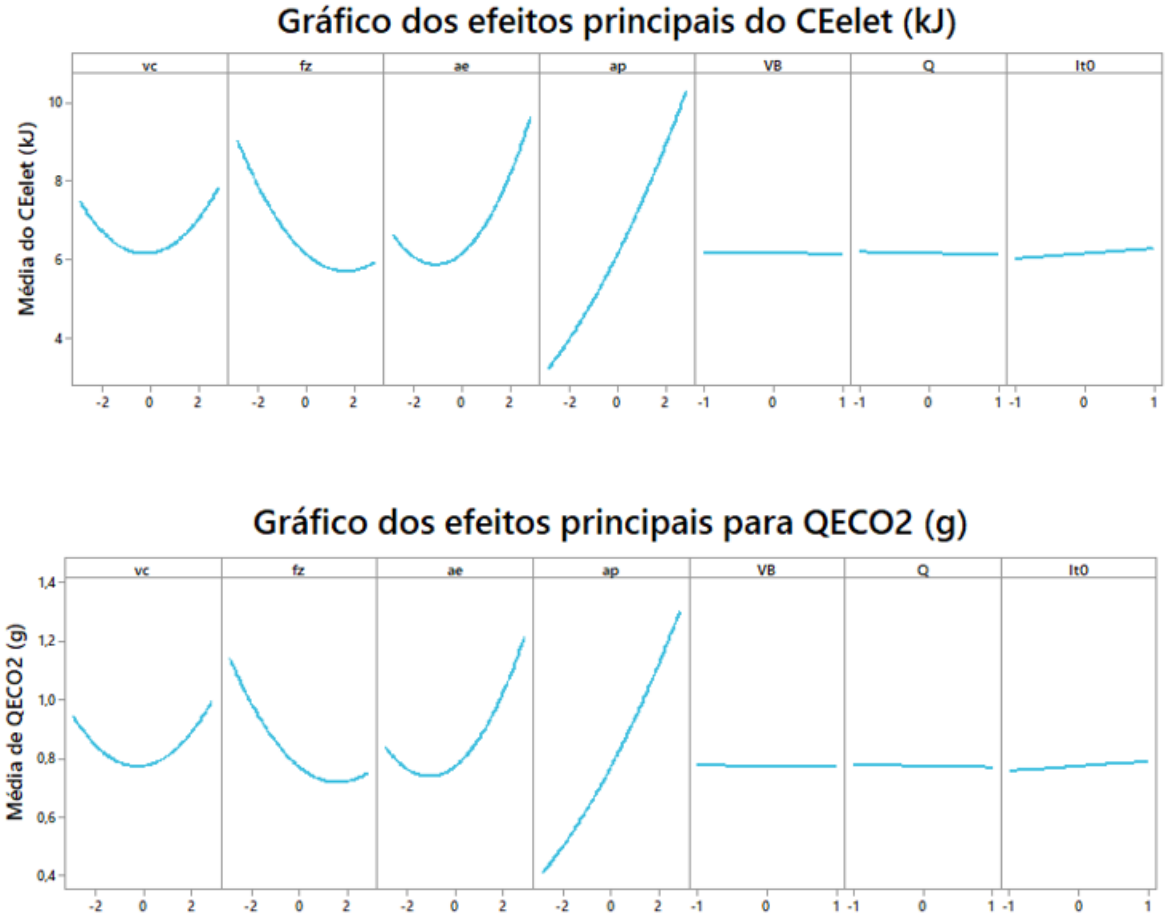
Continuação da Tabela 6.6 - Efeitos estimados para CE_{elet} e QE_{co2}

Termos	CE_{elet}			QE_{CO2}		
	Efeito	Valor T	Valor P	Efeito	Valor T	Valor P
v_c^2	0,362	3,66	**0,001**	0,047	3,65	**0,001**
f_z^2	0,317	3,21	**0,002**	0,041	3,22	**0,002**
a_e^2	0,473	4,79	**0,000**	0,061	4,74	**0,000**
a_p^2	0,147	1,49	0,143	0,019	1,52	0,134
$v_c f_z$	-0,043	-0,33	0,740	-0,005	-0,33	0,745
$v_c a_e$	0,325	2,54	**0,014**	0,041	2,48	**0,017**
$v_c a_p$	-0,001	-0,01	0,990	0,000	-0,01	0,992
$v_c v_b$	0,104	1,62	0,111	0,026	1,58	0,121
$v_c Q$	-0,151	-2,36	**0,022**	-0,038	-2,30	**0,025**
$v_c l_{t0}$	-0,156	-2,44	**0,018**	-0,039	-2,38	**0,021**
$f_z a_e$	0,235	3,67	**0,001**	0,059	3,58	**0,001**
$f_z a_p$	-0,120	-1,88	0,065	-0,030	-1,84	0,072
$f_z v_b$	0,009	0,13	0,894	0,002	0,12	0,903
$f_z Q$	-0,219	-3,43	**0,001**	-0,055	-3,34	**0,002**
$f_z l_{t0}$	0,062	0,97	0,337	0,016	0,95	0,348
$a_e a_p$	-0,113	-1,76	0,084	-0,028	-1,71	0,094
$a_e v_b$	0,226	3,53	**0,001**	0,057	3,45	**0,001**
$a_e Q$	-0,150	-2,35	**0,023**	-0,038	-2,28	**0,026**
$a_e l_{t0}$	-0,009	-0,13	0,895	-0,002	-0,13	0,894
$a_p v_b$	-0,125	-1,95	0,057	-0,031	-1,90	0,064
$a_p Q$	0,033	0,52	0,603	0,008	0,50	0,616
$a_p l_{t0}$	0,262	4,09	**0,000**	0,066	3,99	**0,000**
	Falta de ajuste (valor P)		0,434	Falta de ajuste (valor P)		0,619
	R^2(ajust)		90,03%	R^2(ajust)		89,57%

Os efeitos dos parâmetros do processo sobre o CE_{elet} e QE_{CO2} podem ser avaliados no gráfico de efeitos principais, conforme Figura 6.19. Pode-se verificar que a profundidade de corte (a_p) e a

largura fresada influenciou de forma positiva sobre as variáveis de resposta e isto significa que o aumento de a_p e a_e provoca um aumento do CE_{elet} e QE_{CO2}. Nestas condições entende-se que um maior esforço de corte foi necessário para remover uma quantidade maior de material e que provocou um aumento na potência de corte, e consequentemente, no consumo de energia da máquina-ferramenta.

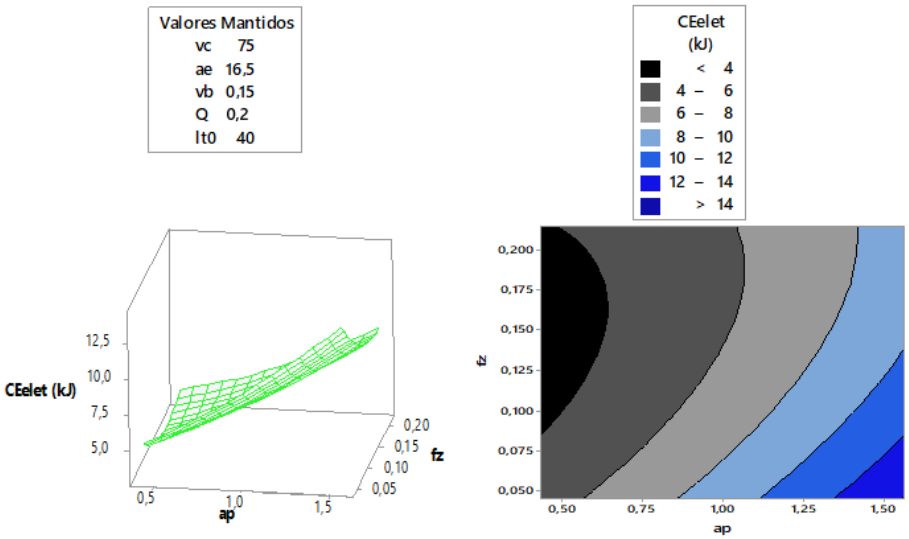
Figura 6.19 – Gráfico de efeitos principais da CE_{elet} e QE_{CO2}



Em relação ao avanço por dente, o seu efeito influenciou de forma negativa, ou seja, maiores valores de f_z contribuíram para a redução do consumo de energia elétrica e, consequentemente, para a emissão de dióxido de carbono. Isto se justifica, dado que o acréscimo de f_z provoca um aumento na espessura média (h_m) do cavaco gerado durante a usinagem do material levando a diminuição da pressão específica de corte e que por sua vez contribuiu para a redução dos valores do CE_{elet} e QE_{CO2}.

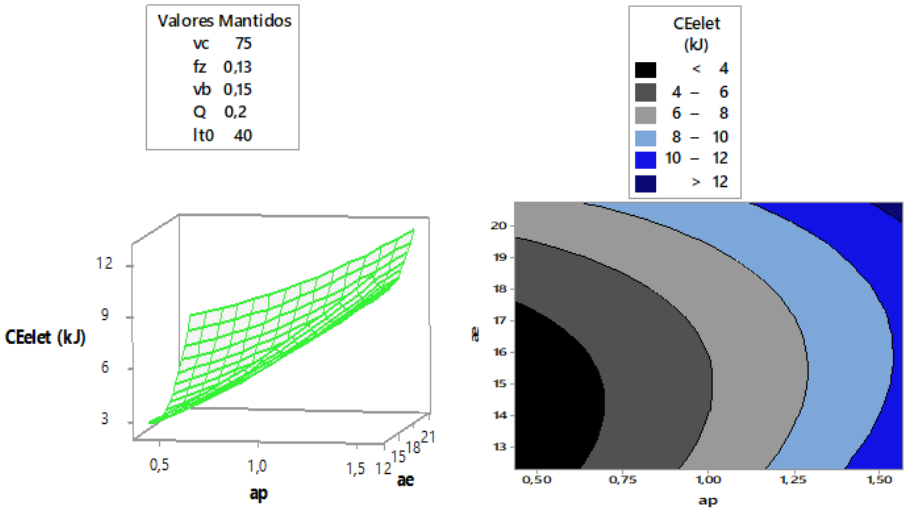
A Figura 6.20 ilustra a superfície de resposta e o gráfico de contorno levando em consideração a influência do a_p e f_z no CE_{elet}. Pode-se verificar que o menor valor do CE_{elet} pode ser obtido para valores de f_z maior que 0,075 mm/dente e a_p igual de 0,50 mm. Para esta condição de usinagem o valor esperado para CE_{elet} é inferior a 4,0 kJ.

Figura 6.20 – Superfície de resposta e gráfico de contorno a_p x f_z para CE_{elet}



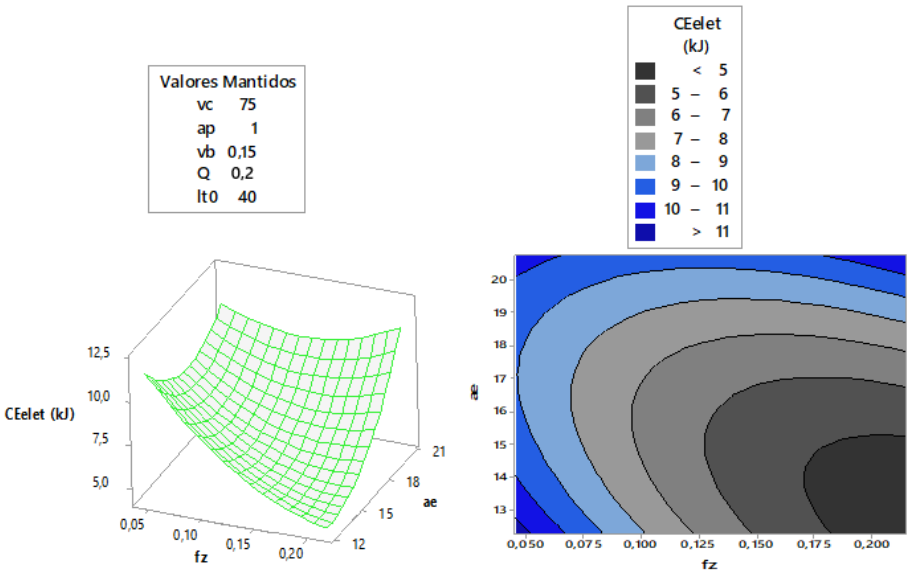
A Figura 6.21 ilustra a superfície de resposta e o gráfico de contorno levando em consideração a influência do a_p e a_e no CE_{elet}. Pode-se verificar que o menor valor do CE_{elet} pode ser obtido para valores de a_e menores que 17,0 mm/dente e a_p igual de 0,50 mm. Para esta configuração o valor esperado para CE_{elet} é inferior a 4,0 kJ.

Figura 6.21 – Superfície de resposta e gráfico de contorno a_p x a_e para CE_{elet}



A Figura 6.22 ilustra a superfície de resposta e o gráfico de contorno levando em consideração a influência do f_z e a_e no CE_{elet}. Pode-se verificar que o menor valor do CE_{elet} pode ser obtido para valores de a_e inferiores à 15,00 mm e f_z maior que 0,175 mm/dente. Para esta condição de usinagem o valor esperado para CE_{elet} é inferior a 5,0 kJ.

Figura 6.22 – Superfície de resposta e gráfico de contorno f_z x a_e para CE_{elet}



Em relação à QE_{CO2} a superfície de resposta e o gráfico de contorno apresenta o mesmo comportamento quando comparado com CE_{elet}, pois elas são diretamente proporcionais entre si. O Apêndice I apresenta as superfícies e os gráficos de contorno para a QE_{CO2}.

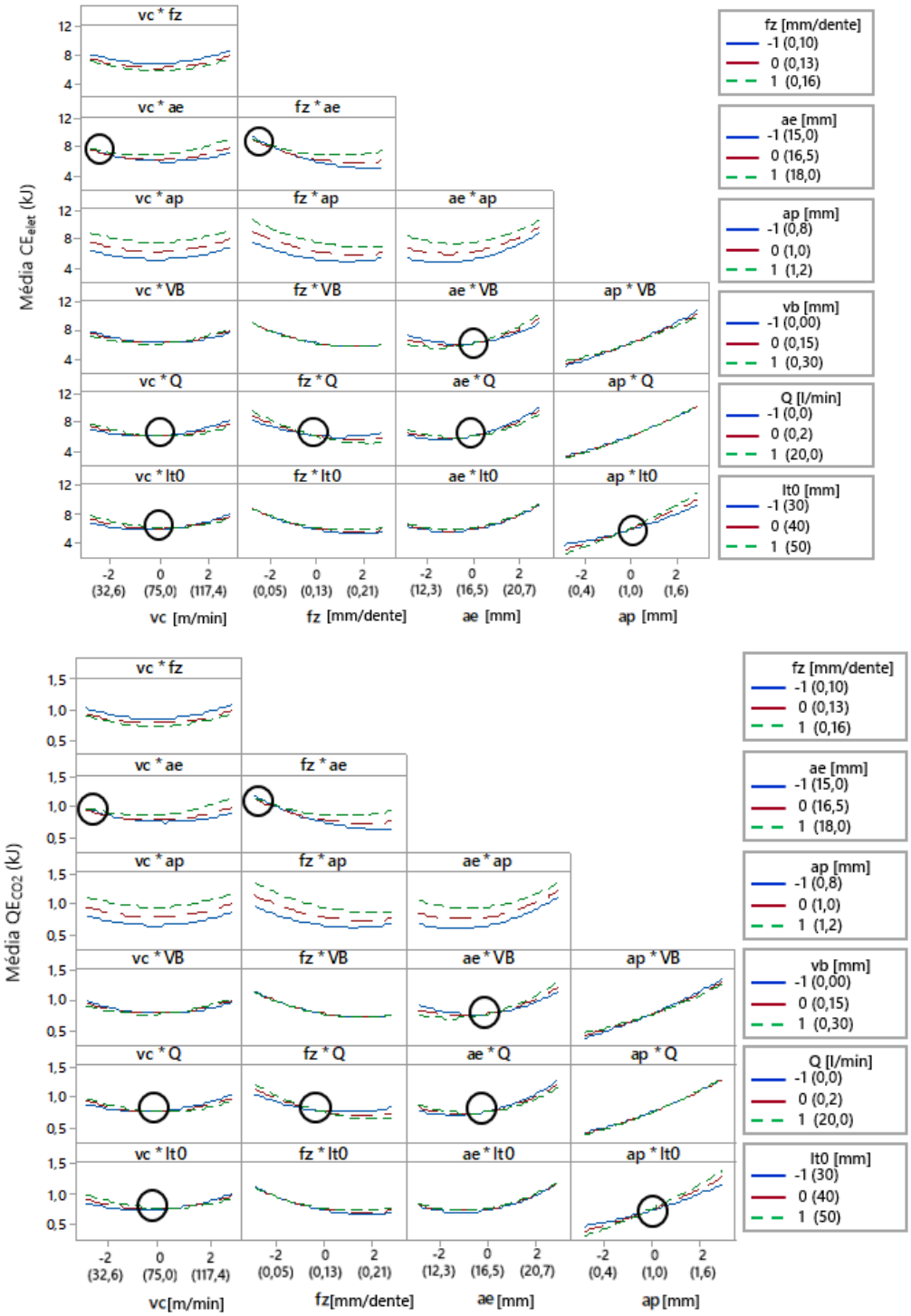
A Figura 6.23 ilustra os efeitos das interações entre as variáveis controláveis e ruídos sobre o consumo de energia elétrica e emissão de CO_2. Pode-se verificar que a velocidade de corte (v_c) apresentou interação positiva com a largura fresada (a_e). Percebe-se que no maior nível (117,4 m/min) para v_c o aumento da largura fresada (a_e) contribuiu para o aumento do CE_{elet} e QE_{CO2}. Nota-se que as variáveis de resposta são mínimas quando o valor de v_c e a_e estão no ponto central (0), ou seja, v_c = 75,0 m/min e a_e = 16,5 mm. Constata-se no menor nível de v_c (32,6 m/min) que a alteração dos parâmetros de a_e pouco influenciou na mudança dos valores CE_{elet} e QE_{CO2}.

Pode-se verificar que a interação entre a velocidade de corte (v_c) e vazão de fluido (Q) foi negativa. Neste cenário quando v_c se encontra no menor nível (32,6 m/min) os valores de CE_{elet} e QE_{CO2} são maiores para o maior de vazão de fluido (Q = 20 l/min). Quando v_c está no maior nível (117,4 m/min) os valores são maiores para a menor vazão de fluido (Q = 0 l/min), ou seja, a usinagem sem fluido. Nota-se que as variáveis de resposta são mínimas quando a velocidade de corte se encontra no ponto central do arranjo experimental e nesta condição a vazão de fluido não influenciou nas variáveis de resposta. De maneira semelhante a análise pode ser realizada para a interação entre a velocidade de corte (v_c) e o comprimento em balanço (l_{t0}).

Em relação à interação entre avanço por dente (f_z) e largura fresada (a_e), pode-se notar que o avanço por dente apresentou interação negativa em relação às variáveis de resposta. Neste caso o

aumento de f_z provocou uma redução nos valores do CE_{elet} e QE_{CO2}. Entretanto, a largura fresada (a_e) apresentou interação positiva e nesta condição os maiores valores do CE_{elet} e QE_{CO2} foi observado para a_e no maior nível do planejamento, ou seja, para a_e = 18,0 mm. Pode-se verificar que os menores valores das variáveis de resposta encontram-se no maior nível para f_z (0,21 mm/dente) e no menor nível para a_e (15,0 mm).

Figura 6.23 – Efeitos das interações sobre rugosidade CE_{elet} e QE_{CO2}



Em relação ao avanço por dente (f_z) e à vazão de fluido (Q) verifica-se que sua interação é negativa sobre o CE_{elet} e QE_{CO2}. O aumento da variável de controle e ruído provoca uma redução nas variáveis de resposta. Os menores valores para CE_{elet} e QE_{CO2} encontram-se no nível máximo do arranjo experimental, ou seja, para f_z = 0,21 mm/dente e Q = 20 l/min.

Quanto à interação da largura fresada (a_e) e o desgaste do flanco da ferramenta (v_b) pode-se verificar que o efeito foi positivo sobre o CE_{elet} e QE_{CO2}. Isto significa que o aumento de a_e e v_b provocam acréscimos nas variáveis de resposta. Analisando a interação entre a largura fresada (a_e) e a vazão de fluido (Q) verifica-se que foi negativa sobre as variáveis de resposta. Neste caso, os valores das variáveis de resposta aumentaram à medida que houve a redução da vazão de fluido (Q) com o aumento da largura fresada (a_e). Os menores valores CE_{elet} e QE_{CO2} foi observado no menor nível de a_e (12,3 mm) e no menor nível de Q (usinagem sem utilização de fluido de corte).

Em relação à profundidade de corte (a_p) e o comprimento em balanço (l_{t0}) verifica-se que sua interação é positiva. Isto significa que o aumento de a_p e l_{t0} provocam acréscimos nos valores das variáveis de resposta. O menor valor para CE_{elet} e QE_{CO2} é observado no menor nível (0,4 mm) de a_p e no maior nível (50 mm) de l_{t0}. Os pontos destacados na Figura 6.23 mostram onde o processo de fresamento de topo do aço inoxidável duplex UNS S32205 é robusto.

6.3.4 Modelagem das equações para as variáveis de resposta originais

Nesta seção são apresentadas as modelagens matemáticas das variáveis de resposta selecionadas para avaliar o processo de fresamento de topo do aço inoxidável duplex. Como os valores de R^2(ajust) foram superiores a 85%, então os coeficientes dos modelos de regressão foram obtidos utilizando o método dos mínimos quadrados ordinários.

Os modelos quadráticos para as rugosidades R_a, R_q, R_t e R_z podem ser observados conforme Equações 6.1 a 6.4.

$$\begin{aligned} R_a(\mathbf{x},\mathbf{z}) = {} & 0,426 + 0,016v_c + 0,056f_z + 0,002a_e + 0,008a_p + 0,138v_b - 0,053Q \\ & + 0,005l_{t0} + 0,045v_c^2 + 0,060f_z^2 + 0,067a_e^2 + 0,046a_p^2 + 0,088v_c f_z \\ & - 0,005v_c a_e - 0,011v_c a_p + 0,035v_c v_b + 0,0001v_c Q + 0,001v_c l_{to} \\ & + 0,005f_z a_e + 0,010f_z a_p - 0,076f_z v_b - 0,008f_z Q + 0,003f_z l_{t0} \\ & - 0,005a_e a_p + 0,005a_e v_b - 0,002a_e Q - 0,006a_e l_{to} + 0,010a_p v_b \\ & + 0,004a_p Q - 0,005a_p l_{t0} \end{aligned} \tag{6.1}$$

$$
\begin{aligned}
R_q(\mathbf{x},\mathbf{z}) = {} & 0,520 + 0,017v_c + 0,061f_z + 0,001a_e + 0,011a_p + 0,163v_b - 0,060Q \\
& + 0,001l_{t0} + 0,054v_c^2 + 0,079f_z^2 + 0,078a_e^2 + 0,053a_p^2 + 0,106v_c f_z \\
& - 0,008v_c a_e - 0,012v_c a_p + 0,042v_c v_b - 0,003v_c Q + 0,003v_c l_{to} \\
& + 0,004f_z a_e + 0,016f_z a_p - 0,085f_z v_b - 0,006f_z Q + 0,004f_z l_{t0} \\
& - 0,008a_e a_p + 0,007a_e v_b - 0,0002a_e Q - 0,004a_e l_{to} + 0,013a_p v_b \\
& + 0,003a_p Q - 0,008a_p l_{t0}
\end{aligned} \tag{6.2}
$$

$$
\begin{aligned}
R_t(\mathbf{x},\mathbf{z}) = {} & 3,046 + 0,039v_c + 0,294f_z - 0,022a_e + 0,123a_p + 0,715v_b - 0,107Q \\
& - 0,086l_{t0} + 0,290v_c^2 + 0,384f_z^2 + 0,326a_e^2 + 0,261a_p^2 + 0,495v_c f_z \\
& - 0,069v_c a_e - 0,028v_c a_p + 0,275v_c v_b + 0,001v_c Q - 0,053v_c l_{to} \\
& - 0,022f_z a_e + 0,087f_z a_p - 0,291f_z v_b + 0,122f_z Q + 0,007f_z l_{t0} \\
& + 0,048a_e a_p + 0,116a_e v_b - 0,005a_e Q - 0,025a_e l_{to} + 0,121a_p v_b \\
& + 0,005a_p Q - 0,065a_p l_{t0}
\end{aligned} \tag{6.3}
$$

$$
\begin{aligned}
R_z(\mathbf{x},\mathbf{z}) = {} & 2,576 + 0,014v_c + 0,261f_z - 0,050a_e + 0,088a_p + 0,520v_b - 0,103Q \\
& - 0,094l_{t0} + 0,232v_c^2 + 0,304f_z^2 + 0,213a_e^2 + 0,197a_p^2 + 0,410v_c f_z \\
& - 0,026v_c a_e + 0,035v_c a_p + 0,172v_c v_b - 0,040v_c Q - 0,039v_c l_{to} \\
& + 0,016f_z a_e + 0,058f_z a_p - 0,239f_z v_b + 0,033f_z Q + 0,051f_z l_{t0} \\
& - 0,028a_e a_p + 0,037a_e v_b - 0,016a_e Q - 0,005a_e l_{to} + 0,103a_p v_b \\
& + 0,009a_p Q - 0,031a_p l_{t0}
\end{aligned} \tag{6.4}
$$

O modelo quadrático para a taxa de remoção (*MRR*) pode ser observado conforme a Equação 6.5.

$$
\begin{aligned}
MRR(\mathbf{x},\mathbf{z}) = {} & 95,820 + 16,670v_c + 19,000f_z + 7,960a_e + 15,250a_p - 1,930v_b \\
& - 2,310Q + 2,270l_{t0} + 0,605v_c^2 - 1,540f_z^2 - 0,202a_e^2 - 2,211a_p^2 \\
& + 3,280v_c f_z + 2,880v_c a_e + 3,590v_c a_p + 2,760v_c v_b - 3,850v_c Q \\
& - 2,760v_c l_{to} + 5,360f_z a_e + 3,900f_z a_p + 0,940f_z v_b - 3,650f_z Q \\
& + 0,620f_z l_{t0} - 2,290a_e a_p + 1,570a_e v_b - 2,090a_e Q + 0,600a_e l_{to} \\
& - 0,090a_p v_b + 0,850a_p Q + 3,270a_p l_{t0}
\end{aligned} \tag{6.5}
$$

Para o consumo de energia elétrica (CE_{elet}) e quantidade de emissão de dióxido de carbono (QE_{CO2}), os coeficientes dos modelos de regressão podem ser observados, respectivamente, conforme as Equações 6.6 e 6.7.

$$
\begin{aligned}
CE_{elet}\left(\mathbf{x},\mathbf{z}\right) = {} & 6{,}171 + 0{,}066v_c - 0{,}535\,f_z + 0{,}518a_e + 1{,}222a_p - 0{,}014v_b \\
& - \ 0{,}037Q + 0{,}125l_{t0} + 0{,}181v_c^2 + 0{,}159\,f_z^2 + 0{,}237a_e^2 + 0{,}074a_p^2 \\
& - \ 0{,}021v_c\,f_z + 0{,}162v_ca_e - 0{,}001v_ca_p + 0{,}104v_cv_b - 0{,}151v_cQ \\
& - \ 0{,}156v_cl_{to} + 0{,}235\,f_za_e - 0{,}120\,f_za_p + 0{,}009\,f_zv_b - 0{,}219\,f_zQ \\
& + \ 0{,}062\,f_zl_{t0} - 0{,}113a_ea_p + 0{,}226a_ev_b - 0{,}150a_eQ - 0{,}009a_el_{to} \\
& - \ 0{,}125a_pv_b + 0{,}033a_pQ + 0{,}262a_pl_{t0}
\end{aligned}
\tag{6.6}
$$

$$
\begin{aligned}
QE_{CO_2}\left(\mathbf{x},\mathbf{z}\right) = {} & 0{,}776 + 0{,}008v_c - 0{,}067\,f_z + 0{,}065a_e + 0{,}154a_p - 0{,}002v_b \\
& - \ 0{,}005Q + 0{,}016l_{t0} + 0{,}023v_c^2 + 0{,}021\,f_z^2 + 0{,}030a_e^2 + 0{,}010a_p^2 \\
& - \ 0{,}003v_c\,f_z + 0{,}020v_ca_e - 0{,}0001v_ca_p + 0{,}013v_cv_b - 0{,}019v_cQ \\
& - \ 0{,}020v_cl_{to} + 0{,}030\,f_za_e - 0{,}015\,f_za_p + 0{,}001\,f_zv_b \ - 0{,}028\,f_zQ \\
& + \ 0{,}008\,f_zl_{t0} - 0{,}014a_ea_p + 0{,}029a_ev_b - 0{,}019a_eQ - 0{,}001a_el_{to} \\
& - \ 0{,}016a_pv_b + 0{,}004a_pQ + 0{,}033a_pl_{t0}
\end{aligned}
\tag{6.7}
$$

6.3.5 Análise de correlação entre as variáveis de resposta

Definidos os coeficientes (β_s)para as equações de segunda ordem, o próximo passo foi realizar a análise de correlação entre as variáveis de resposta. Utilizando o *software* Minitab 17® foi possível estabelecer os valores de correlação de Pearson (*r*) e seus respectivos valores P, conforme Tabela 6.7.

Tabela 6.7 – Análise de correlação para as variáveis de resposta

		R_a	R_q	R_t	R_z	*MRR*	CE_{elet}
R_q	r	**0,997**					
	Valor-P	**0,000**					
R_t	r	**0,919**	**0,934**				
	Valor-P	**0,000**	**0,000**				
R_z	r	**0,929**	**0,944**	**0,951**			
	Valor-P	**0,000**	**0,000**	**0,000**			
MRR	r	0,202	0,188	0,180	0,209		
	Valor-P	0,069	0,090	0,106	0,060		
CE_{elet}	r	0,055	0,059	0,078	0,045	**0,353**	
	Valor-P	0,620	0,602	0,487	0,685	**0,001**	
QE_{CO2}	r	0,056	0,060	0,080	0,047	**0,353**	**1,000**
	Valor-P	0,614	0,595	0,474	0,675	**0,001**	**0,000**

Unidades R_a, R_q, R_t e R_z em µm - MRR em mm^3/s - CE_{elet} em kJ - QE_{CO2} em g

Pode-se verificar que as rugosidades são fortemente correlacionadas entre si. O consumo de energia elétrica (CE_{elet}) e a quantidade de emissão de CO_2 (QE_{CO2}) também apresentaram correlação muito forte e isto deve-se a relação de proporcionalidade entre estas variáveis, uma vez que a QE_{CO2} é determinada em função do CE_{elet}. Já a taxa de remoção de materiais (*MRR*) apresentou uma fraca correlação com CE_{elet} e QE_{CO2}. Como o cálculo do CE_{elet} é diretamente proporcional à *MRR*, ao tempo de corte (t_c) e à pressão específica de corte (k_c), pode-se afirmar que t_c e k_c exerceram maior influência no CE_{elet} diminuindo a sua dependência com a *MRR*.

6.3.6 Aplicação da análise fatorial e cálculo dos escores dos fatores rotacionados

Verificado a correlação entre as variáveis de resposta aplicou-se os conceitos da análise fatorial para determinar as cargas fatoriais e posteriormente rotacioná-las a fim de estabelecer os escores de fatores utilizando o *software* Minitab 17®.

O método baseia-se na extração de componentes principais cujo os resultados podem ser observados, conforme a Tabela 6.8. Nesta etapa procurou-se estabelecer o número de fatores que representa a redução de dimensionalidade do problema a ser solucionado, ou seja, o objetivo da aplicação da análise fatorial é diminuir o número de variáveis originais em poucas variáveis latentes. Analisando os dados, pode-se verificar que para 3 fatores, a percentagem acumulada de variância é de 97,7% e devido a este percentual de variação, pode-se afirmar que o número destes 3 fatores pode representar as 7 variáveis de resposta originais utilizadas neste trabalho.

Tabela 6.8 – Autovalores e porcentagem acumulativa de variância

	Fator 1	Fator 2	Fator 3	Fator 4	Fator 5	Fator 6	Fator 7
Autovalor	3,919	2,153	0,766	0,113	0,047	0,002	0,0002
% de variância	56,0%	30,8%	10,9%	1,6%	0,7%	0,03%	0,003%
% acumulativa de variância	56,0%	86,8%	97,7%	99,3%	100%	100%	100%

Na próxima etapa determinou-se as cargas fatoriais não rotacionadas utilizando o *software* Minitab 17®. Nota-se que o Fator 1 (F_1) agrupa as rugosidades R_a, R_q, R_t e R_z por apresentarem maiores valores de carregamentos, quando comparado com as demais variáveis originais. O mesmo acontece com o Fator 2 (F_2) que uniu o consumo de energia elétrica e a quantidade de emissão de dióxido de carbono (QE_{CO2}), enquanto o Fator 3 (F_3) representa a taxa de remoção de material (*MRR*).

Os maiores valores de carregamento relacionando os fatores e as variáveis originais encontram-se em destaque conforme Tabela 6.9. Para estabelecer os elementos, que compõem a matriz de carregamentos ($\boldsymbol{A}$), multiplicou-se os autovetores ($\boldsymbol{V}$) e autovalores ($\boldsymbol{V}$) da matriz de correlação ($\boldsymbol{R}$), e as comunalidades foram determinadas realizando a soma dos quadrados de cada variável de resposta original em relação aos seus respectivos fatores.

Tabela 6.9 – Matriz de carregamentos não rotacionados e comunalidades

Variável	Fator 1	Fator 2	Fator 3	Comunalidades
R_a	0,972	0,129	0,033	0,963
R_q	0,979	0,131	0,051	0,979
R_t	0,963	0,110	0,070	0,943
R_z	0,967	0,135	0,018	0,953
MRR	0,302	-0,501	-0,811	1,000
CE_{elet}	0,176	-0,959	0,223	1,000
QE_{CO2}	0,178	-0,958	0,223	1,000
Variância	3,92	2,15	0,77	
% de variância	56,0%	30,8%	10,9%	

A matriz de carregamento e comunalidades dos fatores rotacionados são estabelecidas utilizando o método varimax. Neste caso a matriz de carregamento ($\mathbf{A}$) determinada na etapa anterior é multiplicada pela matriz de senos e cossenos ($\mathbf{\Lambda}$) em função do ângulo de rotação (γ) dando origem a matriz de carregamento rotacionada ($\mathbf{A}_{rot}$). As matrizes de senos e cossenos considerando a rotação entre fatores podem ser observadas conforme Equações 6.8 a 6.10.

Matriz de senos e cossenos para a rotação entre F_1 e F_2.

$$\mathbf{\Lambda}_{F_{1,2}} = \begin{bmatrix} \cos(\gamma) & -\sin(\gamma) & 0 \\ \sin(\gamma) & \cos(\gamma) & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \tag{6.8}$$

Matriz de senos e cossenos para a rotação entre F_1 e F_3.

$$\mathbf{\Lambda}_{F_{1,3}} = \begin{bmatrix} \cos(\gamma) & 0 & -\sin(\gamma) \\ 0 & 1 & 0 \\ \sin(\gamma) & 0 & \cos(\gamma) \end{bmatrix} \tag{6.9}$$

Matriz de senos e cossenos para a rotação entre F_2 e F_3.

$$\mathbf{\Lambda}_{F_{2,3}} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos(\gamma) & -\sin(\gamma) \\ 0 & \sin(\gamma) & \cos(\gamma) \end{bmatrix} \tag{6.10}$$

Segundo Rencher(2002), a aplicação do método varimax tem como objetivo, de forma interativa, maximizar os carregamentos dos maiores e minimizar os de menores valores e para isso o processo de multiplicação da matriz de carregamento com as matriz de senos-cossenos entre fatores, tomados 2 a 2, é realizado até que o ângulo de rotação (γ) atinja o valor zero (0). Utilizando o *software* Minitab 17® determinou-se a matriz de carregamento rotacionado ($\mathbf{A}_{rot}$) conforme Tabela 6.10.

Tabela 6.10 – Matriz de carregamentos rotacionados e comunalidades

Variáveis	Fator 1	Fator 2	Fator 3	Comunalidade
R_q	0,987	-0,025	-0,064	0,979
R_a	0,978	-0,020	-0,081	0,963
R_z	0,972	-0,008	-0,092	0,953
R_t	0,969	-0,048	-0,051	0,943
QE_{CO2}	0,027	-0,990	-0,136	1,000
CE_{elet}	0,025	-0,990	-0,137	1,000
MRR	0,123	-0,220	-0,968	1,000
Variância	3,83	2,01	0,99	
% Variância	54,7%	28,8%	14,2%	97,70%

Unidades R_a, R_q, R_t e R_z em µm - MRR em mm^3/s - CE_{elet} em kJ - QE_{CO2} em g.

Como as cargas fatoriais representam a correlação entre as variáveis originais e variáveis latentes (fatores) pode-se verificar entre o Fator (F_1) e as rugosidades (R_a, R_q, R_t e R_z) que os sinais dos carregamentos são positivos, logo pode-se inferir que o sentido de otimização para o Fator 1 é o mesmo utilizado para as rugosidades. As respostas referentes às rugosidades e ao fator F_1 são minimizados na mesma condição.

Como as cargas fatoriais do CE_{elet} e da QE_{CO2} é negativa (-0,990), em relação ao F_2, o sentido de otimização deve ser oposto em relação às variáveis originais. Se o CE_{elet} e a QE_{CO2} devem ser minimizados, então o Fator 2 deve de ser maximizado. Em relação ao Fator 3, o sentido de otimização deve ser contrário em relação à *MRR*, como a carga fatorial é negativa (-0,968), logo se a *MRR* tem que ser maximizada, o Fator 3 deve ser minimizado.

Estabelecidos os fatores que representam as sete variáveis de resposta, a próxima etapa foi determinar os escores dos fatores rotacionados. Para isso, as matrizes de variáveis normalizadas ($\mathbf{Z}$), correlação inversa ($\mathbf{R^{-1}}$) e a de carregamento rotacionada ($\mathbf{A}_{rot}$), foram multiplicadas. Utilizando o *software* Minitab 17® determinou os escores dos fatores rotacionados, conforme Tabela 6.11.

Tabela 6.11 – Escores dos fatores rotacionados

Exp.	F_{R1}	F_{R2}	F_{R3}
1	-0,268	0,798	1,278
2	-1,339	0,561	0,459
3	-0,125	1,273	0,554
4	0,375	1,439	-0,658
5	-0,334	0,752	1,400
6	-1,518	0,204	0,026
7	-0,315	0,645	-0,675
8	0,302	0,357	-1,435
9	-0,429	-1,082	0,759
10	-1,705	-1,305	-0,219
11	-0,203	-0,617	-0,463
12	0,190	0,113	-1,481
13	-0,479	-1,487	0,893
14	-1,546	-1,696	-0,119
15	-0,180	-0,407	-0,223
16	-0,009	-0,632	-2,719
17	1,061	0,485	1,518
18	0,861	0,885	0,888
19	0,134	1,811	0,864
20	1,299	1,415	-0,274
21	1,231	-0,203	1,467
22	0,786	-0,396	0,429
23	-0,252	0,426	0,097
24	1,438	-0,118	-1,121
25	1,325	-1,082	1,097
26	1,142	-0,657	0,373
27	0,295	0,741	0,263
28	1,579	0,133	-1,360
29	1,444	-0,645	1,678
30	0,287	-1,428	-0,006
31	0,171	-1,505	-0,717
32	2,008	-0,911	-2,489
33	-0,525	0,151	1,220
34	-1,704	0,562	0,397
35	-0,162	1,001	0,359
36	0,284	1,906	0,193
37	-0,967	0,715	0,468
38	-1,763	0,205	0,327
39	-0,344	0,732	-0,099

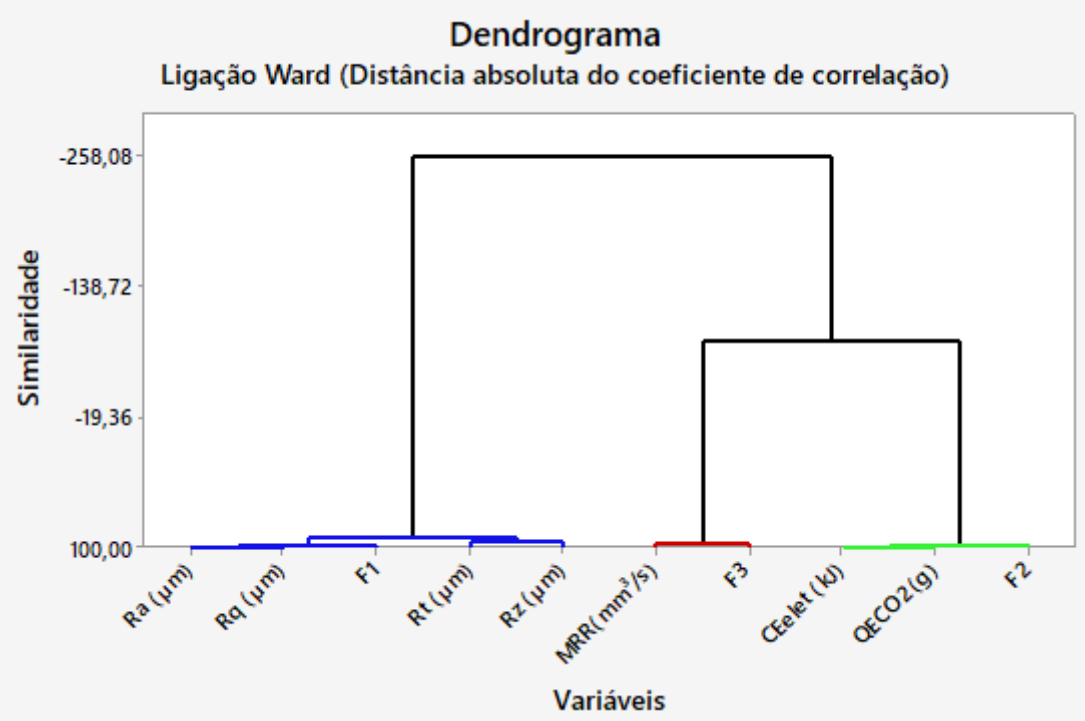
Continuação da Tabela 6.11 - Escores dos fatores rotacionados

Exp.	F_{R1}	F_{R2}	F_{R3}
40	-0,281	0,677	-0,224
41	-0,771	-2,504	0,756
42	-1,739	-1,297	-0,266
43	-0,405	0,002	-0,356
44	0,279	0,377	-1,310
45	-0,999	-1,480	0,785
46	-2,128	-1,363	-0,268
47	-0,492	-0,635	-0,758
48	0,136	0,064	-1,504
49	0,283	0,479	1,400
50	0,312	0,245	0,641
51	-0,723	1,255	0,519
52	1,143	2,081	0,334
53	1,090	-0,522	1,346
54	0,511	0,178	0,936
55	-0,342	0,959	0,407
56	0,630	0,618	-1,185
57	1,109	-0,460	1,316
58	0,186	-1,311	0,221
59	-0,334	-0,318	-0,528
60	1,446	0,312	-1,219
61	1,008	-1,791	1,098
62	0,040	-1,703	0,164
63	0,212	0,129	0,128
64	1,057	-0,699	-2,153
65	0,921	-0,524	1,431
66	0,584	-0,079	-1,843
67	0,727	-1,241	2,332
68	2,225	0,725	-1,514
69	1,288	0,363	0,719
70	1,107	-1,596	-0,458
71	0,515	2,049	1,086
72	0,830	-1,750	-0,322
73	-0,736	1,191	-0,148
74	-1,124	0,377	-0,679
75	-0,948	0,598	-0,411
76	-1,341	0,598	-0,461
77	-1,376	0,185	-0,725
78	-1,066	0,297	-0,518
79	-1,088	0,318	-0,605
80	-1,215	0,620	-0,601
81	-1,440	0,566	-0,255
82	-1,135	0,875	-0,262

6.3.7 Análise de similaridade entre as variáveis originais e os escores dos fatores rotacionados

Para finalizar a 2ª fase da metodologia EQMMFR-NBI foi realizada a análise de similaridade entre as variáveis originais e latentes empregando o dendrograma por ligação de Ward. Esta técnica permite agrupar de forma hierárquica as respostas que estão sendo investigadas, levando em consideração a correlação absoluta entre as variáveis originais e as latentes, conforme Figura 6.24.

Figura 6.24 – Dendrograma de Ward para as variáveis originais e latentes



Foi verificado que as rugosidades R_a, R_q, R_t e R_z são similares ao fator F_1, o consumo de energia elétrica (CE_{elet}) e a quantidade de emissão de CO_2 (QE_{CO2}) ao fator F_2, e a taxa de remoção de material (MRR) com o fator F_3. Baseado nestes resultados, pode-se afirmar que as variáveis latentes podem representar o conjunto das variáveis originais, conforme os agrupamentos obtidos pela análise fatorial e confirmados pelo dendrograma de Ward.

6.4 Fase de modelagem EQMMFR

A fase 3 da aplicação do método EQMMFR-NBI trata-se da modelagem da função do erro quadrático médio multivariado fatorial robusto. Modelou-se as equações para os fatores F_1, F_2 e F_3, em seguida foi estabelecida as fórmulas analíticas de média (μ) e variância (σ^2) de cada fator

rotacionado. Posteriormente, determinou-se os valores alvo (*T*), de acordo com os sentidos de otimização de cada variável latente, e por fim compõem-se o EQMMFR de F_1, F_2 e F_3.

6.4.1 Modelagem das equações para os escores rotacionados via OLS

Estabelecidos os escores dos fatores rotacionados foi possível determinar os coeficientes de regressão das equações de segunda ordem para F_1, F_2 e F_3, pelo método dos mínimos quadrados ordinários (OLS), utilizando o *software* Minitab17®. Os modelos analíticos relacionando as variáveis latentes com os parâmetros de controle (x) e ruído (z) podem ser visualizados, conforme Equações 6.11 a 6.13.

Para o modelo $F_1(\mathbf{x},\mathbf{z})$, conforme Equação 6.11, as variáveis mais influentes foram o desgaste do flanco da ferramenta (v_b) , o avanço por dente (f_z) e a vazão de fluido (Q). O valor de R^2(ajust) foi de 94,72%, indicando que os coeficientes gerados pelo método OLS foram capazes de estimar os valores dos fatores rotacionados, e proporcionou capacidade de previsão adequada. O modelo matemático apresentou curvatura estatisticamente significativa em função do valor P ser igual a 0. A análise dos efeitos principais revelou que o valor de $F_1(\mathbf{x},\mathbf{z})$ é minimizado quando o avanço por dente (f_z) encontra-se no ponto central (0), o desgaste do flanco da ferramenta no nível -1 (ferramenta nova) e vazão de fluido no nível +1 (na máxima vazão da máquina-ferramenta), conforme planejamento experimental utilizado nesta tese.

$$\begin{aligned} F_1(\mathbf{x},\mathbf{z}) = & -1,069 + 0,011v_c + 0,232f_z - 0,037a_e + 0,033a_p + 0,650v_b - 0,175Q \\ & - 0,045l_{t0} + 0,240v_c^2 + 0,330f_z^2 + 0,296a_e^2 + 0,230a_p^2 + 0,438v_c f_z \\ & - 0,045v_c a_e - 0,030v_c a_p + 0,190v_c v_b - 0,005v_c Q - 0,012v_c l_{to} \\ & - 0,003f_z a_e + 0,057f_z a_p - 0,315f_z v_b + 0,031f_z Q + 0,022f_z l_{t0} \\ & - 0,006a_e a_p + 0,045a_e v_b - 0,002a_e Q - 0,019a_e l_{to} + 0,083a_p v_b \\ & + 0,010a_p Q - 0,047a_p l_{t0} \end{aligned} \tag{6.11}$$

Para o modelo $F_2(\mathbf{x},\mathbf{z})$, conforme a Equação 6.12, as variáveis mais influentes foram a profundidade de corte, avanço por dente e largura fresada, nesta ordem. O valor de R^2(ajust) foi de 89,88%, mostrando que os coeficientes da equação de regressão são capazes de estimar os valores dos fatores rotacionados, além de evidenciar que a expressão analítica foi capaz de realizar previsões adequadas. O modelo matemático apresentou curvatura estatisticamente significativa devido ao valor-P ser igual a 0. A análise dos efeitos principais revelou que o valor de $F_2(\mathbf{x},\mathbf{z})$ é maximizado quando o avanço por dente se encontra no maior nível do DOE (f_z = 0,21 mm/dente), enquanto a largura fresada (a_e = 12,3 mm) e profundidade de corte (a_p = 0,4 mm) no menor nível.

$$
\begin{aligned}
F_2(\mathbf{x},\mathbf{z}) = {} & 0,417 + 0,031v_c + 0,430 f_z - 0,299a_e - 0,718a_p + 0,006v_b + 0,011Q \\
& - 0,071l_{t0} - 0,113v_c^2 - 0,107 f_z^2 - 0,152a_e^2 - 0,056a_p^2 + 0,033v_c f_z \\
& - 0,092v_c a_e + 0,017v_c a_p - 0,054v_c v_b + 0,079v_c Q + 0,088v_c l_{to} \\
& - 0,127 f_z a_e + 0,095 f_z a_p - 0,005 f_z v_b + 0,123 f_z Q - 0,036 f_z l_{t0} \\
& + 0,061a_e a_p - 0,139a_e v_b + 0,087a_e Q + 0,008a_e l_{to} + 0,080a_p v_b \\
& - 0,017a_p Q - 0,154a_p l_{t0}
\end{aligned}
\tag{6.12}
$$

Para o modelo $F_3(\mathbf{x},\mathbf{z})$, conforme a Equação 6.13, as variáveis mais influentes, nesta ordem, foram o avanço por dente (f_z), a profundidade de corte (a_p) e a largura fresada (a_e). O valor de R^2(ajust) foi de 92,74%, indicando que os coeficientes de regressão da equação analítica são capazes de estimar os valores dos fatores rotacionados, além de apresentarem capacidade de previsão adequada. O modelo matemático apresentou curvatura estatisticamente significativa em razão do valor P ser igual a 0. A análise dos efeitos principais mostrou que o valor de $F_3(\mathbf{x},\mathbf{z})$ é minimizado para f_z = 0,21 mm/dente, a_e = 16,5 mm e a_p = 1,0 mm.

$$
\begin{aligned}
F_3(\mathbf{x},\mathbf{z}) = {} & - 0,331 - 0,522v_c - 0,657 f_z - 0,183a_e - 0,306a_p + 0,141v_b + 0,048Q \\
& - 0,060l_{t0} + 0,037v_c^2 - 0,114 f_z^2 + 0,079a_e^2 + 0,110a_p^2 - 0,054v_c f_z \\
& - 0,075v_c a_e - 0,120v_c a_p - 0,048v_c v_b + 0,102v_c Q + 0,064v_c l_{to} \\
& - 0,139 f_z a_e - 0,134 f_z a_p - 0,067 f_z v_b + 0,091 f_z Q - 0,010 f_z l_{t0} \\
& + 0,058a_e a_p - 0,010a_e v_b + 0,045a_e Q - 0,023a_e l_{to} - 0,005a_p v_b \\
& - 0,022a_p Q - 0,073a_p l_{t0}
\end{aligned}
\tag{6.13}
$$

6.4.2 Modelagem das equações de média (μ) e variância (σ^2) para os fatores rotacionados

A aplicação conjunta da metodologia de superfície de resposta, projeto de parâmetros robusto, projeto composto central e arranjo combinado permitiram estabelecer a equação de média e variância para $F_1(\mathbf{x},\mathbf{z})$, $F_2(\mathbf{x},\mathbf{z})$ e $F_3(\mathbf{x},\mathbf{z})$.

A equação de média do modelo quadrático, envolvendo as variáveis de controle (x) e de ruídos (z) dos escores rotacionados, considerou-se o valor esperado da função $F(\mathbf{x},\mathbf{z})$. Levando em consideração as equações desenvolvidas para cada variável latente, os valores dos coeficientes estimados para $F_1(\mathbf{x},\mathbf{z})$, $F_2(\mathbf{x},\mathbf{z})$ e $F_3(\mathbf{x},\mathbf{z})$ podem ser verificados, conforme Equações 6.14 a 6.16.

$$E\left[F_1\left(\mathbf{x},\mathbf{z}\right)\right]=\mu_{F_1}=-1,069+0,011v_c+0,232f_z-0,037a_e+0,033a_p+0,240v_c^2$$
$$+0,330f_z^2+0,296a_e^2+0,230a_p^2+0,438v_cf_z-0,045v_ca_e \qquad (6.14)$$
$$-0,030v_ca_p-0,003f_za_e+0,057f_za_p-0,006a_ea_p$$

$$E\left[F_2\left(\mathbf{x},\mathbf{z}\right)\right]=\mu_{F_2}=0,417+0,031v_c+0,430f_z-0,299a_e-0,718a_p-0,113v_c^2$$
$$-0,107f_z^2-0,152a_e^2-0,056a_p^2+0,033v_cf_z-0,092v_ca_e \qquad (6.15)$$
$$+0,017v_ca_p-0,127f_za_e+0,095f_za_p+0,061a_ea_p$$

$$E\left[F_3\left(\mathbf{x},\mathbf{z}\right)\right]=\mu_{F_3}=-0,331-0,522v_c-0,657f_z-0,183a_e-0,306a_p+0,037v_c^2$$
$$-0,114f_z^2+0,079a_e^2+0,110a_p^2-0,054v_cf_z-0,075v_ca \qquad (6.16)$$
$$-0,120v_ca_p-0,139f_za_e-0,134f_za_p+0,058a_ea_p$$

Para estabelecer a variância para F_1, foi necessário derivar a equação $F_1(\mathbf{x},\mathbf{z})$ em relação ao desgaste do flanco da ferramenta (v_b), à vazão de fluido (Q) e ao comprimento em balanço (l_{t0}). De forma genérica, a variância de F_1 pode ser determinada conforme Equação 6.17.

$$Var\left[F_1\right]=\sigma_z^2\left[\sum_{i=1}^{r}\left(\frac{\partial F_1\left(\mathbf{x},\mathbf{z}\right)}{\partial z_i}\right)^2\right]+\sigma_{\varepsilon(F_1)}^2 \qquad (6.17)$$

Onde Z_i representa a variável de ruído.

σ_z^2 é a variância associada às variáveis de ruído. Segundo Köksoy (2008) como os ruídos variam entre -1 e +1, em um arranjo combinado, a variância σ_z^2 assume o valor igual 1.

$\sigma_{\varepsilon(F_1)}^2$ é a variância do modelo $F_1(\mathbf{x},\mathbf{z})$ = 0,053.

Logo a Equação 6.17 pode ser reescrita, conforme a Equação 6.18.

$$Var\left[F_1\right]=\sigma_z^2\left[\left[\frac{\partial F_1\left(\mathbf{x},\mathbf{z}\right)}{\partial v_b}\right]^2+\left[\frac{\partial F_1\left(\mathbf{x},\mathbf{z}\right)}{\partial Q}\right]^2+\left[\frac{\partial F_1\left(\mathbf{x},\mathbf{z}\right)}{\partial l_{t_0}}\right]^2\right]+\sigma_{\varepsilon(F_1)}^2 \qquad (6.18)$$

Realizado as derivadas parciais e substituindo os valores de σ_z^2 e $\sigma_{\varepsilon(F_1)}^2$, determinou-se o modelo quadrático para a variância do primeiro fator, conforme a Equação 6.19.

$$Var\left[F_1\right]=0,508+0,250v_c-0,422f_z+0,061a_e+0,109a_p+0,036v_c^2$$
$$+0,101f_z^2+0,002a_e^2+0,009a_p^2-0,121v_cf_z+0,018v_ca_e \qquad (6.19)$$
$$+0,033v_ca_p-0,029f_za_e-0,054f_za_p+0,009a_ea_p$$

O modelo quadrático para o segundo fator pode ser observado, conforme Equação 6.20.

$$
\begin{aligned}
Var\left[F_2\right] = {} & 0,106 - 0,011v_c + 0,008\,f_z - 0,001a_e + 0,022a_p + 0,017v_c^2 \\
& + 0,016\,f_z^2 + 0,027a_e^2 + 0,030a_p^2 + 0,014v_c\,f_z + 0,030v_c a_e \\
& - 0,038v_c a_p + 0,022\,f_z a_e + 0,006\,f_z a_p - 0,028a_e a_p
\end{aligned} \tag{6.20}
$$

O modelo quadrático do terceiro fator poder ser observado, conforme Equação 6.21.

$$
\begin{aligned}
Var\left[F_3\right] = {} & 0,098 - 0,011v_c - 0,009\,f_z + 0,004a_e + 0,009a_p + 0,017v_c^2 \\
& + 0,013\,f_z^2 + 0,003a_e^2 + 0,006a_p^2 + 0,024v_c\,f_z + 0,007v_c a_e \\
& - 0,004v_c a_p + 0,010\,f_z a_e + 0,006\,f_z a_p + 0,005a_e a_p
\end{aligned} \tag{6.21}
$$

6.4.3 Estabelecendo os alvos (T) para os fatores rotacionados

Seguindo as etapas no procedimento do método proposto, os valores para os alvos (T) foram calculados utilizando os modelos quadráticos referente à $E[F_1(\mathbf{x},\mathbf{z})]$, $E[F_2(\mathbf{x},\mathbf{z})]$ e $E[F_3(\mathbf{x},\mathbf{z})]$.

Para a construção do Erro Quadrático Médio Multivariado Fatorial Robusto (EQMMFR) foi necessário que o valor alvo (T) fosse calculado. Este valor é determinado baseado na otimização individual de cada variável latente e para isso foi utilizado o Gradiente Reduzido Generalizado (GRG), disponível no solver do software Microsoft Excel®.

Para realizar o cálculo do alvo (T) de F_1, utilizou-se a formulação descrita, conforme Equação 6.22. O resultado da otimização pode ser verificado, conforme Figura 6.25 localizado na célula C19, ou seja, $T(F_1)$ = -1,170.

$$
\begin{aligned}
& \text{Minimizar } E\left[F_1\left(\mathbf{x},\mathbf{z}\right)\right] \\
& \text{Sujeito a: } \mathbf{x}^T\mathbf{x} \le 4
\end{aligned} \tag{6.22}
$$

Figura 6.25 – Cálculo do alvo para F_1 no Excel®

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M
1													
2		**Média**	**F_1**		**R_a**	**R_q**	**R_t**	**R_z**	**MRR**	**CE_{elet}**	**QE_{CO2}**	**Variável codificada**	**Variável decodificada**
3		Cte	-1,069		0,426	0,520	3,046	2,576	95,820	6,171	775,700	1	
4		v_c	0,011		0,016	0,017	0,039	0,014	16,670	0,066	8,340	**0,817**	87,25
5		f_z	0,232		0,056	0,061	0,294	0,261	19,000	-0,535	-67,480	**-0,901**	0,10
6		a_e	-0,037		0,002	0,001	-0,022	-0,050	7,960	0,518	65,340	**0,121**	17
7		a_p	0,033		0,008	0,011	0,123	0,088	15,250	1,222	154,160	**0,095**	1,02
8		v_c^2	0,240		0,045	0,054	0,290	0,232	0,605	0,181	23,300	0,667	
9		f_z^2	0,330		0,060	0,079	0,384	0,304	-1,540	0,159	20,550	0,812	
10		a_e^2	0,296		0,067	0,078	0,326	0,213	-0,202	0,237	30,300	0,015	
11		a_p^2	0,230		0,046	0,053	0,261	0,197	-2,211	0,074	9,740	0,009	
12		$v_c f_z$	0,438		0,088	0,106	0,495	0,410	3,280	-0,021	-2,700	-0,736	
13		$v_c a_e$	-0,045		-0,005	-0,008	-0,069	-0,026	2,880	0,162	20,480	0,099	
14		$v_c a_p$	-0,030		-0,011	-0,012	-0,028	0,035	3,590	-0,001	-0,080	0,077	
15		$f_z a_e$	-0,003		0,005	0,004	-0,022	0,016	5,360	0,235	29,580	-0,109	
16		$f_z a_p$	0,057		0,010	0,016	0,087	0,058	3,900	-0,120	-15,170	-0,085	
17		$a_e a_p$	-0,006		-0,005	-0,008	0,048	-0,028	-2,290	-0,113	-14,110	0,011	
18													
19		**T (F_1)**	-1,170		0,402	0,499	2,956	2,452	91,056	7,154	900,481		
20		ρ			2,000								
21	Restrição Efericidade	**X^TX**	1,50		4,00								

Para determinar o alvo do Fator 2 $T(F_2)$ utilizou-se a Equação 6.23. O resultado da otimização está localizado na célula C19, conforme Figura 6.26, e o valor de TF_2 = 1,914.

$$\begin{aligned} &\text{Maximizar } E\left[F_2\left(\mathbf{x},\mathbf{z}\right)\right] \\ &\text{Sujeito a: } \mathbf{x}^T\mathbf{x} \leq 4 \end{aligned} \tag{6.23}$$

Figura 6.26 – Cálculo do alvo para F_2 no Excel®

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M
1													
2		**Média**	**F_2**		**R_a**	**R_q**	**R_t**	**R_z**	**MRR**	**CE_{elet}**	**QE_{CO2}**	**Variável codificada**	**Variável**
3		Cte	0,417		0,426	0,520	3,046	2,576	95,820	6,171	775,700	1	**decodificada**
4		v_c	0,031		0,016	0,017	0,039	0,014	16,670	0,066	8,340	**0,194**	77,91
5		f_z	0,430		0,056	0,061	0,294	0,261	19,000	-0,535	-67,480	**0,736**	0,15
6		a_e	-0,299		0,002	0,001	-0,022	-0,050	7,960	0,518	65,340	**-0,833**	15
7		a_p	-0,718		0,008	0,011	0,123	0,088	15,250	1,222	154,160	**-1,651**	0,67
8		v_c^2	-0,113		0,045	0,054	0,290	0,232	0,605	0,181	23,300	0,038	
9		f_z^2	-0,107		0,060	0,079	0,384	0,304	-1,540	0,159	20,550	0,542	
10		a_e^2	-0,152		0,067	0,078	0,326	0,213	-0,202	0,237	30,300	0,694	
11		a_p^2	-0,056		0,046	0,053	0,261	0,197	-2,211	0,074	9,740	2,725	
12		v_cf_z	0,033		0,088	0,106	0,495	0,410	3,280	-0,021	-2,700	0,143	
13		v_ca_e	-0,092		-0,005	-0,008	-0,069	-0,026	2,880	0,162	20,480	-0,162	
14		v_ca_p	0,017		-0,011	-0,012	-0,028	0,035	3,590	-0,001	-0,080	-0,321	
15		f_za_e	-0,127		0,005	0,004	-0,022	0,016	5,360	0,235	29,580	-0,614	
16		f_za_p	0,095		0,010	0,016	0,087	0,058	3,900	-0,120	-15,170	-1,216	
17		a_ea_p	0,061		-0,005	-0,008	0,048	-0,028	-2,290	-0,113	-14,110	1,376	
18													
19		**T (F_2)**	1,914		0,654	0,781	4,306	3,458	61,932	3,616	455,486		
20		ρ			2,000								
21	Restrição Efericidade	**X^TX**	4,00		4,00								

O alvo de F_3 $T(F_3)$ foi estabelecido solucionando um problema de programação não linear, conforme Equação 6.24. A solução desta otimização pode ser vista, conforme Figura 6.27, na célula C19, ou seja, $T(F_3)$ = -2,471.

$$\begin{aligned} &\text{Minimizar } E\left[F_3\left(\mathbf{x},\mathbf{z}\right)\right] \\ &\text{Sujeito a: } \mathbf{x}^T\mathbf{x} \leq 4 \end{aligned} \tag{6.24}$$

Figura 6.27 – Cálculo do alvo para F_3 no Excel®

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M
1													
2		**Média**	**F_3**		**R_a**	**R_q**	**R_t**	**R_z**	**MRR**	**CE_{elet}**	**QE_{CO2}**	**Variável codificada**	**Variável**
3		Cte	-0,331		0,426	0,520	3,046	2,576	95,820	6,171	775,700	1	**decodificada**
4		v_c	0,522		0,016	0,017	0,039	0,014	16,670	0,066	8,340	**-0,448**	68,28
5		f_z	-0,657		0,056	0,061	0,294	0,261	19,000	-0,535	-67,480	**1,816**	0,18
6		a_e	-0,183		0,002	0,001	-0,022	-0,050	7,960	0,518	65,340	**0,458**	17
7		a_p	-0,306		0,008	0,011	0,123	0,088	15,250	1,222	154,160	**0,538**	1,11
8		v_c^2	0,037		0,045	0,054	0,290	0,232	0,605	0,181	23,300	0,201	
9		f_z^2	-0,114		0,060	0,079	0,384	0,304	-1,540	0,159	20,550	3,299	
10		a_e^2	0,079		0,067	0,078	0,326	0,213	-0,202	0,237	30,300	0,210	
11		a_p^2	0,110		0,046	0,053	0,261	0,197	-2,211	0,074	9,740	0,290	
12		v_cf_z	-0,054		0,088	0,106	0,495	0,410	3,280	-0,021	-2,700	-0,814	
13		v_ca_e	-0,075		-0,005	-0,008	-0,069	-0,026	2,880	0,162	20,480	-0,205	
14		v_ca_p	-0,120		-0,011	-0,012	-0,028	0,035	3,590	-0,001	-0,080	-0,241	
15		f_za_e	-0,139		0,005	0,004	-0,022	0,016	5,360	0,235	29,580	0,832	
16		f_za_p	-0,134		0,010	0,016	0,087	0,058	3,900	-0,120	-15,170	0,978	
17		a_ea_p	0,058		-0,005	-0,008	0,048	-0,028	-2,290	-0,113	-14,110	0,247	
18													
19		**T (F_3)**	-2,471		0,706	0,867	4,783	3,945	132,655	6,730	848,282		
20		ρ			2,000								
21	Restrição Efericidade	**X^TX**	4,00		4,00								

6.4.4 Equações do Erro Quadrático Médio Multivariado Fatorial Robusto

Estabelecidos as equações de média ($E[F_n(\mathbf{x},\mathbf{z})]$), variância ($Var[F_n]$) e os alvos $\left(T_{F_n}\right)$ para cada variável latente o foi possível desenvolver as funções para o Erro Quadrático Médio Multivariado para Fatores Robustos (EQMMFR) conforme as Equações 6.25 a 6.27.

$$\begin{aligned} EQMMFR_{F_1} &= \left\{E\left[F_1\left(\mathbf{x},\mathbf{z}\right)\right]-T_{F_1}\right\}^2 + Var\left[F_1\right] = \\ &= \left\{E\left[F_1\left(\mathbf{x},\mathbf{z}\right)\right]+1{,}170\right\}^2 + Var\left[F_1\right] \end{aligned} \tag{6.25}$$

$$\begin{aligned} EQMMFR_{2} &= \left\{E\left[F_2\left(\mathbf{x},\mathbf{z}\right)\right]-T_{F_2}\right\}^2 + Var\left[F_2\right] = \\ &= \left\{E\left[F_2\left(\mathbf{x},\mathbf{z}\right)\right]-1{,}914\right\}^2 + Var\left[F_2\right] \end{aligned} \tag{6.26}$$

$$\begin{aligned} EQMMFR_{3} &= \left\{E\left[F_3\left(\mathbf{x},\mathbf{z}\right)\right]-T_{F_3}\right\}^2 + Var\left[F_3\right] = \\ &= \left\{E\left[F_3\left(\mathbf{x},\mathbf{z}\right)\right]+2{,}471\right\}^2 + Var\left[F_3\right] \end{aligned} \tag{6.27}$$

6.5 Fase de Otimização

Dando prosseguimento as etapas do método EQMMFR-NBI, esta fase trata da otimização do processo. As equações *EQMMFR* para os fatores F_2 e F_3 são utilizadas como funções objetivo e a *EQMMFR* para F_1 como restrição na solução do problema de programação não linear.

6.5.1 Construção da matriz *payoff* e normalização das funções EQMMFR

Inicialmente foi necessário construir a matriz *payoff* estabelecendo os vetores contendo os pontos de utopia e de nadir. Estes vetores foram determinados otimizando individualmente as funções *EQMMFR* de F_2 e F_3. Os pontos ótimos calculados foram substituídos em suas respectivas funções, e os valores encontrados podem ser localizados nas células K10:K11e L10:L11, conforme Figura 6.28. Em seguida as funções *EQMMFR* foram normalizadas e para isso utilizou-se o procedimento de cálculo, conforme Equação 6.28.

$$\overline{EQMMFR_{F_i}} = \frac{EQMMFR_{F_i}(x) - EQMMFR_{F_i}^{U}}{EQMMFR_{F_i}^{N} - EQMMFR_{F_i}^{U}} \tag{6.28}$$

Para viabilizar a otimização e gerar a fronteira de Pareto, os valores normalizados para os Fatores 2 e 3 foram modificados, interativamente, de acordo com cada peso (w) variando entre 0 e 1 com incrementos de 0,05.

Figura 6.28 – Cálculo da matriz *payoff* Excel®

		F_2		F_3						
		Média	Var	Média	Var	Variável codificada	Variável decodificada	Níveis do processo		
	Cte	0,417	0,095	-0,331	0,098	1		-1	1	
	v_c	0,031	-0,011	0,522	-0,011	-0,752	63,72	60	90	
	f_z	0,430	0,008	-0,657	-0,009	1,806	0,18	0,1	0,16	
	a_e	-0,299	-0,001	-0,183	0,004	0,295	17	15	18	
	a_p	-0,718	0,022	-0,306	0,009	0,290	1,06	0,8	1,2	
	v_c^2	-0,113	0,017	0,037	0,017	0,566				
	f_z^2	-0,107	0,016	-0,114	0,013	3,263		Matriz Payoff		
	a_e^2	-0,152	0,027	0,079	0,003	0,087		0,106	2,472	
	a_p^2	-0,056	0,030	0,110	0,006	0,084		7,272	0,126	
	v_cf_z	0,033	0,014	-0,054	0,024	-1,359				
	v_ca_e	-0,092	0,030	-0,075	0,007	-0,222				
	v_ca_p	0,017	-0,038	-0,120	-0,004	-0,218				
	f_za_e	-0,127	0,022	-0,139	0,010	0,533				
	f_za_p	0,095	0,006	-0,134	0,006	0,524				
	a_ea_p	0,061	-0,028	0,058	0,005	0,086				

Média F_2	0,402	Média F_3	-2,411
Var F_2	0,186	Var F_3	0,122
T (F_2)	1,914	T (F_3)	-2,471
$EQMMFR_{F2}$	2,472	$EQMMFR_{F3}$	0,126

Restrição Efericidade		
	ρ	2,000
X^TX	4,00	4,00

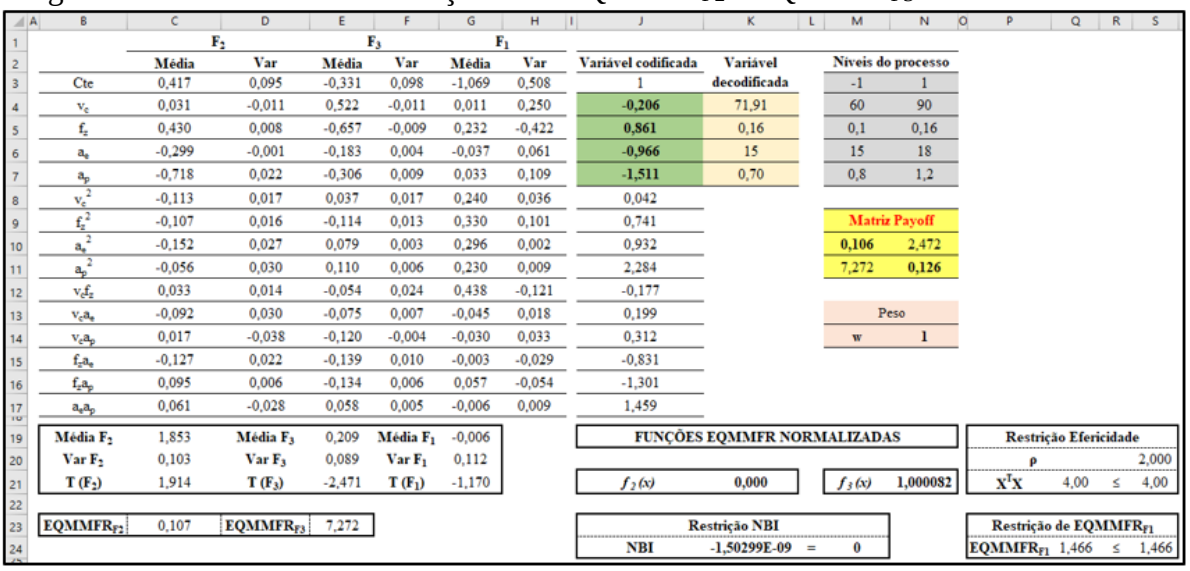
6.5.2 Otimização utilizando método NBI

Para realizar a otimização ao aplicar o método NBI, utilizou-se a Equação 6.29 envolvendo os fatores de sustentabilidade e produtividade.

$$
\begin{aligned}
&Min \quad \left(\frac{EQMMFR_{F_2}(\mathbf{x}) - EQMMFR_{F_2}^U}{EQMMFR_{F_2}^N - EQMMFR_{F_2}^U}\right) \\
&sujeito\ a: \left(\frac{EQMMFR_{F_2}(\mathbf{x}) - EQMMFR_{F_2}^U}{EQMMFR_{F_2}^N - EQMMFR_{F_2}^U}\right) - \left(\frac{EQMMFR_{F_3}(\mathbf{x}) - EQMMFR_{F_3}^U}{EQMMFR_{F_3}^N - EQMMFR_{F_3}^U}\right) + 2w - 1 = 0 \qquad (6.29) \\
&\mathbf{x}^T\mathbf{x} \le 4 \\
&EQMMFR_{F_1} \le 1,466 \\
&0 \le w \le 1
\end{aligned}
$$

A solução é obtida alterando cada peso (w) resultando em 21 pontos ótimos e estes valores foram determinados utilizando o algoritmo GRG, disponível no aplicativo Solver do Excel®. Um exemplo desta solução pode ser observado na Figura 6.29.

Figura 6.29 - Planilha de otimização entre $EQMMFR_{F2}$ e $EQMMFR_{F3}$ via NBI no Excel®



	F_2		F_3		F_1	
	Média	Var	Média	Var	Média	Var
Cte	0,417	0,095	-0,331	0,098	-1,069	0,508
v_c	0,031	-0,011	0,522	-0,011	0,011	0,250
f_z	0,430	0,008	-0,657	-0,009	0,232	-0,422
a_e	-0,299	-0,001	-0,183	0,004	-0,037	0,061
a_p	-0,718	0,022	-0,306	0,009	0,033	0,109
v_c^2	-0,113	0,017	0,037	0,017	0,240	0,036
f_z^2	-0,107	0,016	-0,114	0,013	0,330	0,101
a_e^2	-0,152	0,027	0,079	0,003	0,296	0,002
a_p^2	-0,056	0,030	0,110	0,006	0,230	0,009
v_cf_z	0,033	0,014	-0,054	0,024	0,438	-0,121
v_ca_e	-0,092	0,030	-0,075	0,007	-0,045	0,018
v_ca_p	0,017	-0,038	-0,120	-0,004	-0,030	0,033
f_za_e	-0,127	0,022	-0,139	0,010	-0,003	-0,029
f_za_p	0,095	0,006	-0,134	0,006	0,057	-0,054
a_ea_p	0,061	-0,028	0,058	0,005	-0,006	0,009

Variável codificada	Variável decodificada
1	
-0,206	71,91
0,861	0,16
-0,966	15
-1,511	0,70
0,042	
0,741	
0,932	
2,284	
-0,177	
0,199	
0,312	
-0,831	
-1,301	
1,459	

Níveis do processo	
-1	1
60	90
0,1	0,16
15	18
0,8	1,2

Matriz Payoff	
0,106	2,472
7,272	0,126

Peso	
w	1

Média F_2	1,853	Média F_3	0,209	Média F_1	-0,006
Var F_2	0,103	Var F_3	0,089	Var F_1	0,112
T (F_2)	1,914	T (F_3)	-2,471	T (F_1)	-1,170

$EQMMFR_{F2}$	0,107	$EQMMFR_{F3}$	7,272

FUNÇÕES EQMMFR NORMALIZADAS

$f_2(x)$	0,000	$f_3(x)$	1,000082

Restrição Eficicidade			
ρ			2,000
X^TX	4,00	≤	4,00

Restrição NBI			
NBI	-1,50299E-09	=	0

Restrição de $EQMMFR_{F1}$			
$EQMMFR_{F1}$	1,466	≤	1,466

Os resultados, que definem o conjunto de parâmetros robustos, nos quais o processo de fresamento de topo do aço inoxidável duplex UNS S32205 pode ser configurado em diferentes ponderações ou pesos, encontram-se nas Tabelas 6.12 a 6.14.

Tabela 6.12 - Resultados da otimização para os valores esperados de $EQMMFR_{F2}$, $EQMMFR_{F3}$, F_2 e F_3

Peso (w)	Pontos ótimos (valores decodificados)				$EQMMFR_{F2}$	$EQMMFR_{F3}$	F_2	F_3
	v_c (m/min)	f_z (mm/dente)	a_e (mm)	a_p (mm)				
0,00	63,2	0,18	16,94	1,06	2,472	0,126	0,402	-2,402
0,05	63,3	0,18	16,83	1,04	2,236	0,128	0,480	-2,376
0,10	63,4	0,19	16,73	1,03	2,002	0,134	0,562	-2,337
0,15	63,6	0,19	16,62	1,01	1,770	0,148	0,648	-2,284
0,20	63,8	0,19	16,51	0,99	1,542	0,175	0,739	-2,216
0,25	64,1	0,19	16,40	0,97	1,321	0,223	0,833	-2,130
0,30	64,4	0,19	16,28	0,95	1,111	0,302	0,932	-2,025
0,35	64,8	0,18	16,17	0,92	0,915	0,426	1,033	-1,900
0,40	65,2	0,18	16,06	0,90	0,739	0,608	1,134	-1,756
0,45	65,7	0,18	15,95	0,88	0,586	0,860	1,234	-1,596
0,50	66,3	0,18	15,84	0,85	0,459	1,190	1,330	-1,423
0,55	66,8	0,18	15,75	0,83	0,357	1,597	1,420	-1,243
0,60	67,4	0,18	15,66	0,81	0,278	2,074	1,502	-1,062
0,65	68,0	0,18	15,57	0,79	0,220	2,613	1,575	-0,882
0,70	68,6	0,17	15,49	0,77	0,178	3,201	1,640	-0,706
0,75	69,2	0,17	15,42	0,75	0,149	3,828	1,696	-0,537
0,80	69,8	0,17	15,34	0,74	0,130	4,484	1,744	-0,374
0,85	70,3	0,16	15,26	0,73	0,118	5,162	1,783	-0,218
0,90	70,8	0,16	15,19	0,72	0,111	5,855	1,814	-0,069

Continuação da Tabela 6.12- Resultados da otimização para os valores esperados de $EQMMFR_{F2}$, $EQMMFR_{F3}$, F_2 e F_3

Peso (w)	Pontos ótimos (valores decodificados)				$EQMMFR_{F2}$	$EQMMFR_{F3}$	F_2	F_3
	v_c (m/min)	f_z (mm/dente)	a_e (mm)	a_p (mm)				
0,95	71,4	0,16	15,11	0,71	0,107	6,560	1,837	0,073
1,00	71,9	0,16	15,05	0,70	0,107	7,272	1,853	0,209

Tabela 6.13 - Resultados da otimização dos valores esperados para as rugosidades R_a, R_q, R_t e R_z

Peso (w)	Pontos ótimos (valores decodificados)				R_a (µm)	R_q (µm)	R_t (µm)	R_z (µm)
	v_c (m/min)	f_z (mm/dente)	a_e (mm)	a_p (mm)				
0,00	63,2	0,18	16,94	1,06	0,634	0,781	4,389	3,650
0,05	63,3	0,18	16,83	1,04	0,632	0,779	4,380	3,653
0,10	63,4	0,19	16,73	1,03	0,630	0,777	4,370	3,654
0,15	63,6	0,19	16,62	1,01	0,629	0,775	4,359	3,653
0,20	63,8	0,19	16,51	0,99	0,627	0,773	4,347	3,651
0,25	64,1	0,19	16,40	0,97	0,625	0,771	4,334	3,647
0,30	64,4	0,19	16,28	0,95	0,624	0,769	4,321	3,640
0,35	64,8	0,18	16,17	0,92	0,623	0,766	4,307	3,631
0,40	65,2	0,18	16,06	0,90	0,622	0,764	4,294	3,620
0,45	65,7	0,18	15,95	0,88	0,622	0,762	4,281	3,606
0,50	66,3	0,18	15,84	0,85	0,621	0,760	4,269	3,591
0,55	66,8	0,18	15,75	0,83	0,621	0,758	4,258	3,575
0,60	67,4	0,18	15,66	0,81	0,622	0,757	4,247	3,557
0,65	68,0	0,18	15,57	0,79	0,622	0,755	4,238	3,539
0,70	68,6	0,17	15,49	0,77	0,623	0,754	4,230	3,521
0,75	69,2	0,17	15,42	0,75	0,623	0,753	4,223	3,501
0,80	69,8	0,17	15,34	0,74	0,623	0,752	4,216	3,482
0,85	70,3	0,16	15,26	0,73	0,624	0,751	4,209	3,462
0,90	70,8	0,16	15,19	0,72	0,624	0,749	4,203	3,442
0,95	71,4	0,16	15,11	0,71	0,624	0,748	4,196	3,421
1,00	71,9	0,16	15,05	0,70	0,623	0,747	4,187	3,399

Tabela 6.14 - Resultados da otimização dos valores esperados para MRR, CE_{elet} e QE_{CO2}

Peso (w)	Pontos ótimos				MRR (mm^3/s)	CE_{elet} (kJ)	QE_{CO2} (g)
	v_c (m/min)	f_z (mm/dente)	a_e (mm)	a_p (mm)			
0,00	63,2	0,18	16,94	1,06	116,992	6,346	0,803
0,05	63,3	0,18	16,83	1,04	115,213	6,212	0,786

Continuação da

Tabela 6.14 - Resultados da otimização dos valores esperados para *MRR*, CE_{elet} e QE_{CO2}

Peso (w)	Pontos ótimos				*MRR* (mm³/s)	CE_{elet} (kJ)	QE_{CO2} (g)
	v_c (m/min)	f_z (mm/dente)	a_e (mm)	a_p (mm)			
0,10	63,4	0,19	16,73	1,03	113,194	6,071	0,768
0,15	63,6	0,19	16,62	1,01	110,903	5,921	0,750
0,20	63,8	0,19	16,51	0,99	108,326	5,763	0,730
0,25	64,1	0,19	16,40	0,97	105,449	5,596	0,708
0,30	64,4	0,19	16,28	0,95	102,275	5,421	0,686
0,35	64,8	0,18	16,17	0,92	98,831	5,241	0,663
0,40	65,2	0,18	16,06	0,90	95,182	5,058	0,640
0,45	65,7	0,18	15,95	0,88	91,415	4,876	0,617
0,50	66,3	0,18	15,84	0,85	87,640	4,701	0,595
0,55	66,8	0,18	15,75	0,83	83,958	4,537	0,574
0,60	67,4	0,18	15,66	0,81	80,445	4,385	0,555
0,65	68,0	0,18	15,57	0,79	77,144	4,248	0,537
0,70	68,6	0,17	15,49	0,77	74,072	4,126	0,522
0,75	69,2	0,17	15,42	0,75	71,224	4,019	0,508
0,80	69,8	0,17	15,34	0,74	68,585	3,926	0,497
0,85	70,3	0,16	15,26	0,73	66,140	3,848	0,487
0,90	70,8	0,16	15,19	0,72	63,875	3,784	0,478
0,95	71,4	0,16	15,11	0,71	61,788	3,734	0,472
1,00	71,9	0,16	15,05	0,70	59,888	3,696	0,467

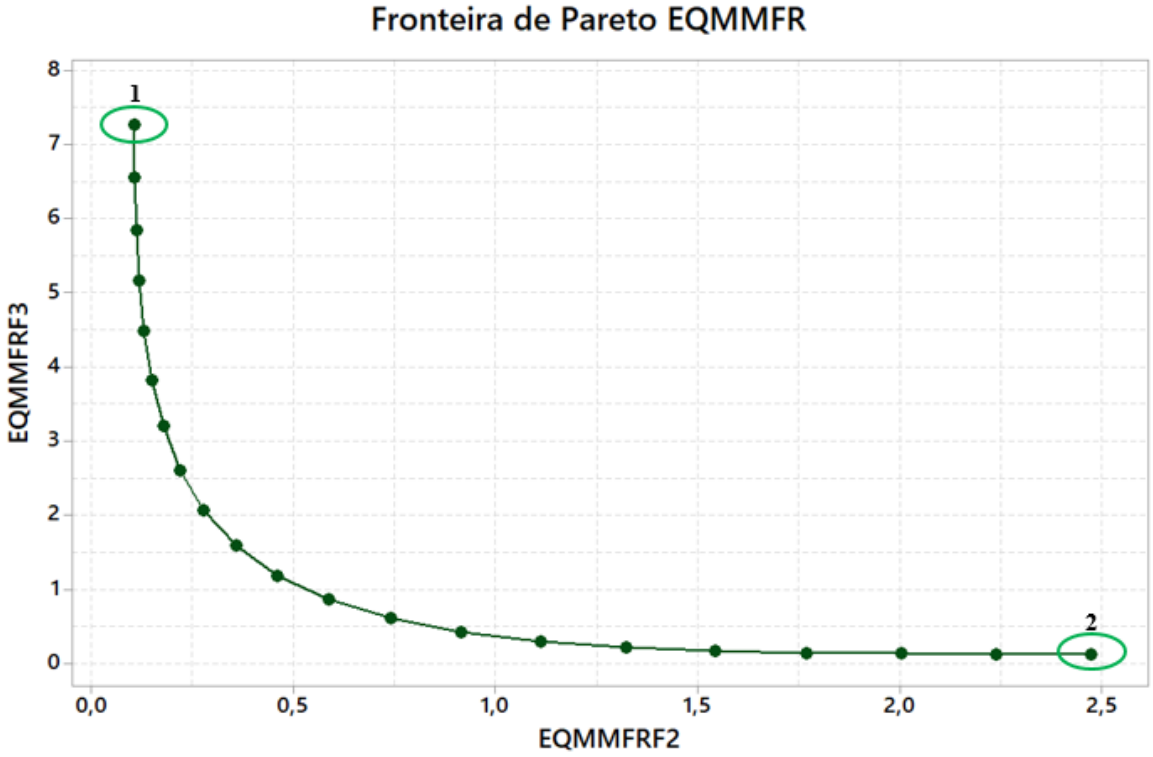
6.5.3 Construção da fronteira de Pareto

Com a otimização NBI atribuindo diferentes pesos (w) foi possível plotar os pontos ótimos dando origem à fronteira de Pareto que representa o conjunto de soluções para $EQMMFR_{F2}$ e $EQMMFR_{F3}$, conforme Figura 6.30.

Cada ponto da fronteira representa um parâmetro otimizado do processo de acordo com o grau de importância designado para cada função de transferência. Verificou-se que o método foi capaz de gerar fronteiras equiespaçadas para os casos estudados, o que validou a proposta deste trabalho. Em termos práticos, estas soluções fornecem aos engenheiros de manufatura diferentes cenários robustos em relação às variáveis de ruído, na qual se deseja um aumento de produtividade em detrimento a redução do consumo de energia elétrica e emissão de CO_2. Nesta situação, caso o engenheiro opte pela solução localizado no ponto 1 onde v_c = 71,9 m/min, f_z = 0,156 mm/dente, a_e = 15,052 mm e a_p=0,698 mm, esta preferência favorece a redução do CE_{elet} = 3,696 kJ e QE_{CO2} = 0,467 g. Caso o engenheiro deseje obter uma maior produtividade (maior *MRR*) o ponto 2 pode ser selecionado, e

neste caso os níveis do processo são v_c = 63,2 m/min, f_z = 0,184 mm/min, a_e = 16,938 mm e a_p=1,055 mm, onde a *MRR* = 116,992 mm^3/s.

Figura 6.30 - Fronteira de Pareto $EQMMFR_{F2}$ x $EQMMFR_{F3}$



6.5.4 Elipse de confiança dos dados e das médias x fronteira de Pareto para CE_{elet}, QE_{CO2} e *MRR*

De acordo com Mello (2021) o método NBI pode falhar em relação aos "pontos de ancoragem", quando as funções objetivos são de natureza multivariada, e neste caso os pontos podem sair da elipse de confiança dos dados coletados do processo. Caso este problema seja detectado é necessário adicionar mais uma restrição ao método NBI denominado de restrição elipsoidal, conforme sugerido por Maia (2020).

As Figuras 6.31 e 6.32 mostram a elipse de confiança dos dados e a curva de Pareto do consumo de energia elétrica (CE_{elet}), da quantidade de emissão de CO_2 (QE_{CO2}) em relação à taxa de remoção de material (MRR). Foi constatado em ambas as situações ao aplicar o método EQMMFR-NBI, que a fronteira de Pareto está localizada dentro da elipse de confiança dos dados. Neste caso, não foi necessário adicionar a restrição de natureza elipsoidal ao método NBI.

Vale ressaltar que a fronteira de Pareto se localizou dentro da elipse, uma vez que os pontos ótimos determinados pelo método NBI pertencem ao intervalo de confiança estimado para as variáveis de respostas analisadas. O nível de significância adotado para estes casos foi de 5%.

Figura 6.31 - Elipse de confiança x Fronteira de Pareto para CE_{elet} e *MRR*

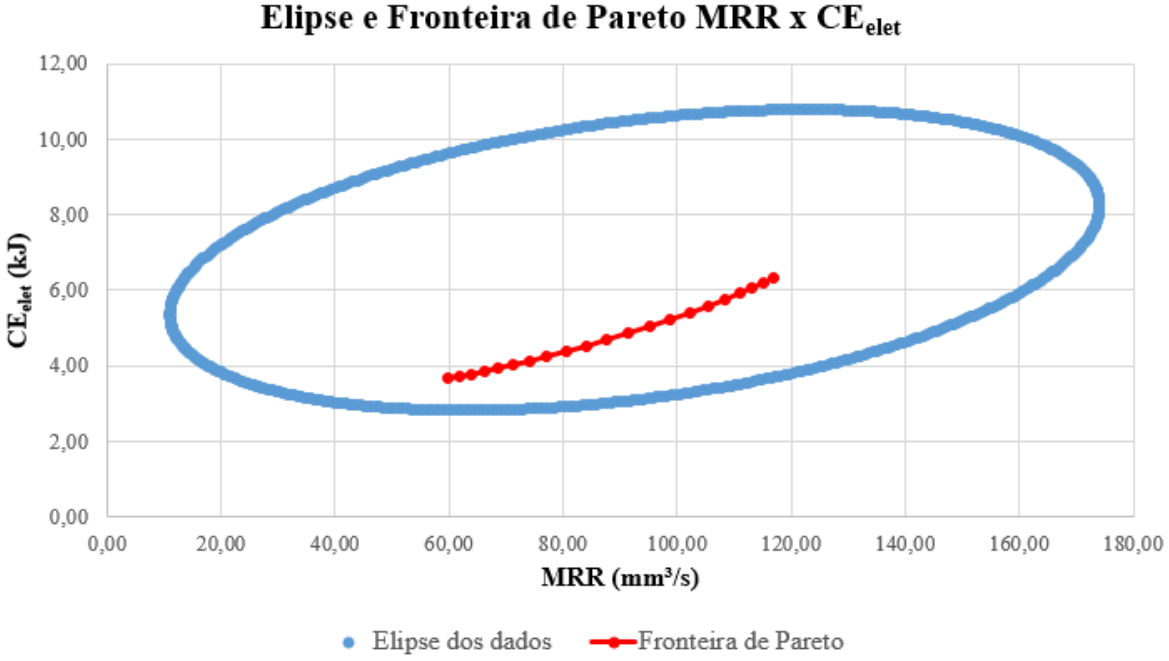
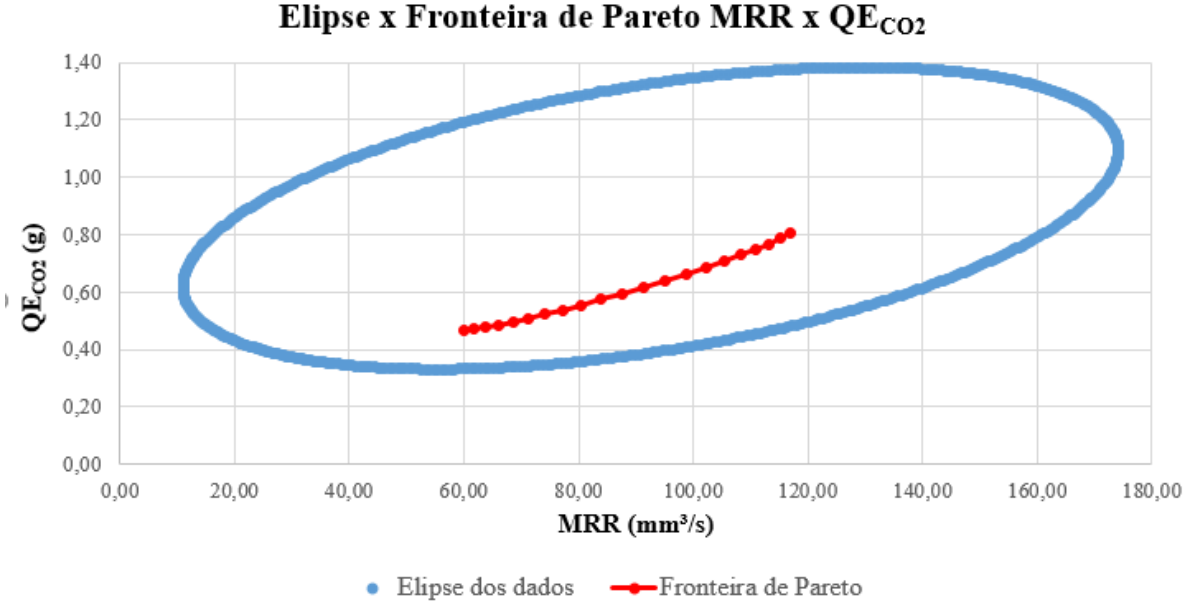


Figura 6.32 - Elipse de confiança x Fronteira de Pareto para QE_{CO2} e *MRR*



6.5.5 Solução ótima utilizando "distância de Mahalanobis"

Estabelecidas as soluções ótimas de Pareto a próxima etapa foi selecionar o melhor ponto ótimo utilizando a distância de Mahalanobis como critério para tomada de decisão. Foi utilizado a Equação 6.30 para determinar as distâncias para $EQMMFR_2$ e $EQMMFR_3$. Após aplicou-se a Equação 6.31 para estabelecer a distância de Mahalanobis resultante de cada ponto da fronteira. Os resultados desses procedimentos de cálculos podem ser observados, conforme Tabela 6.15 e o menor valor D_{res} , destacado em negrito, foi o ponto 17. Nesta solução, os valores decodificados dos parâmetros de corte foram v_c = 69,8 m/min; f_z = 0,17 mm/dente, a_e = 15,34 mm e a_p = 0,74 mm. Substituindo estes valores nas equações de regressão das variáveis originais obtêm-se: R_a = 0,623 µm; R_q = 0,752 µm; R_t = 4,216 µm; R_z = 3,482 µm; MRR = 68,585 mm³/s; CE_{elet} = 3,926 kJ e QE_{CO2} = 0,497 g.

$$D^2 = \left(\mathbf{x}^* - \boldsymbol{\mu}\right)^T \times \left(\mathbf{C}\right)^{-1} \times \left(\mathbf{x}^* - \boldsymbol{\mu}\right) \tag{6.30}$$

Onde:

$\mathbf{x}^*$ é o vetor que contêm a solução ótima do método NBI

$\boldsymbol{\mu}$ é o vetor que contêm os pontos de utopia

$$D_{res} = \sqrt{D^2_{EQMMFR_{F_2}} + D^2_{EQMMFR_{F_3}}} \tag{6.31}$$

Tabela 6.15 - Distância de Mahalanobis para o $EQMMFR_{F2}$ e $EQMMFR_{F3}$ e definição do ponto ótimo.

Ponto	Peso (w)	Pontos ótimos (**x**) – valores decodificados				$D^2_{EQMMFRF2}$	$D^2_{EQMMFRF3}$	D_{res}
		v_c (m/min)	f_z (mm/dente)	a_e (mm)	a_p (mm)			
1	0,00	63,2	0,18	16,94	1,06	2187,75	766,08	54,35
2	0,05	63,3	0,18	16,83	1,04	2055,41	688,75	52,38
3	0,10	63,4	0,19	16,73	1,03	1971,91	641,15	51,12
4	0,15	63,6	0,19	16,62	1,01	1927,48	616,52'	50,44
5	0,20	63,8	0,19	16,51	0,99	1915,57	610,59	50,26
6	0,25	64,1	0,19	16,40	0,97	1931,64	620,63	50,52
7	0,30	64,4	0,19	16,28	0,95	1968,96	642,93	51,11
8	0,35	64,8	0,18	16,17	0,92	2019,25	672,90	51,89
9	0,40	65,2	0,18	16,06	0,90	2072,29	704,75	52,70
10	0,45	65,7	0,18	15,95	0,88	2115,65	731,16	53,36
11	0,50	66,3	0,18	15,84	0,85	2139,43	746,11	53,72
12	0,55	66,8	0,18	15,75	0,83	2135,67	744,76	53,67

Continuação da Tabela 6.15 - Distância de Mahalanobis para o $EQMMFR_{F2}$ e $EQMMFR_{F3}$ e definição do ponto ótimo.

Ponto	Peso (w)	Pontos ótimos (**x**) – valores decodificados				$D^2_{EQMMFRF2}$	$D^2_{EQMMFRF3}$	D_{res}
		v_c (m/min)	f_z (mm/dente)	a_e (mm)	a_p (mm)			
13	0,60	67,4	0,18	15,66	0,81	2104,73	727,32	53,22
14	0,65	68,0	0,18	15,57	0,79	2052,15	697,27	52,43
15	0,70	68,6	0,17	15,49	0,77	1989,50	661,59	51,49
16	0,75	69,2	0,17	15,42	0,75	1931,95	629,12	50,61
17	**0,80**	**69,8**	**0,17**	**15,34**	**0,74**	**1898,05**	**610,27**	**50,08**
18	0,85	70,3	0,16	15,26	0,73	1905,52	614,81	50,20
19	0,90	70,8	0,16	15,19	0,72	1964,61	648,79	51,12
18	0,85	71,4	0,16	15,11	0,71	1905,52	614,81	50,20
19	0,90	71,9	0,16	15,05	0,70	1964,61	648,79	51,12
20	0,95	70,3	0,16	15,26	0,73	2060,46	704,62	52,58
21	1,00	70,8	0,16	15,19	0,72	2139,61	751,77	53,77
Vetor utopia $EQMMFR_{F2}$		72,7	0,16	15,01	0,71			
Vetor utopia $EQMMFR_{F3}$		63,7	0,18	16,94	1,06			

É importante mencionar que todas as soluções ótimas de Pareto são robustas em relação às variáveis de ruído para o processo de fresamento do aço inoxidável duplex UNS S32205. Pode-se verificar que os níveis considerados robustos para a velocidade de corte (v_c) variaram entre 63,2 a 71,9 m/min, para o avanço por dente (f_z) entre 0,16 a 0,19 mm/dente, para a largura fresada (a_e) entre 15,05 a 16,94 mm e para a profundidade de corte (a_p) entre 0,70 a 1,06 mm. Pode-se inferir que estes níveis garantem a robustez do processo, tornando-o insensível à presença destas variáveis de ruído.

Embora todas as soluções obtidas serem robustas, é comum em otimizações multiobjetivos obter o melhor conjunto de solução em relação a um alvo desejado denominado ponto de utopia. Para isso, utiliza-se um critério matemático para auxiliar o "tomador de decisão" a escolher o melhor ponto ótimo. Como já abordado, o critério matemático utilizado neste trabalho foi a distância de Mahalanobis por ser bastante aplicado em testes estatísticos multivariados.

6.5.6 Experimentos de confirmação

Os experimentos de confirmação foram realizados com o objetivo de verificar a robustez do processo de fresamento de topo do aço inoxidável duplex UNS S32205 em relação às variáveis de ruído. Os parâmetros ótimos das variáveis de controle, conforme

Tabela 6.16 e foram fixadas no comando do centro de usinagem CNC, e para estes níveis os valores das variáveis de resposta estimadas pelos modelos matemáticos podem ser observados conforme Tabela 6.17.

Tabela 6.16 - Parâmetros de controle utilizados nos experimentos de confirmação.

Variáveis codificadas				Variáveis decodificadas			
v_c (m/min)	f_z (mm/dente)	a_e (mm)	a_p (mm)	v_c (m/min)	f_z (mm/dente)	a_e (mm)	a_p (mm)
-0,35	1,25	-0,77	-1,31	69,8	0,17	15,34	0,74

Tabela 6.17 - Valores das variáveis de resposta obtidos pelos modelos de regressão conforme os parâmetros de controle utilizados nos experimentos de confirmação

R_a (µm)	R_q (µm)	R_t (µm)	R_z (µm)	MRR mm³/s	CE_{elet} kJ	QE_{CO2} g
0,623	0,752	4,216	3,482	68,585	3,926	0,497

Durante os experimentos de confirmação as variáveis de controle mantiveram-se fixas em todos os ensaios, enquanto as variáveis de ruído foram modificadas de acordo com os seus respectivos níveis, conforme o arranjo experimental utilizado que foi o projeto L9 de Taguchi. Em cada experimento, as rugosidades (R_a, R_q, R_t e R_z) e a taxa de remoção (MRR) foram medidas, enquanto o consumo de energia elétrica (CE_{elet}) e a quantidade de emissão de CO2 (QE_{CO2}) calculadas. Em relação às rugosidades, estas foram coletadas nas extremidades e no centro do corpo de prova, e os ensaios de confirmação foram replicados 3 vezes. Os resultados podem ser observados conforme Tabela 6.18. É importante salientar que o principal objetivo da otimização robusta é determinar os *setups* dos fatores controláveis que não seja influenciada pelos fatores de ruído.

Tabela 6.18 - Resultados dos experimentos de confirmação para as variáveis originais

Exp.	v_b	Q	l_{t0}	R_a	R_q	R_t	R_z	MRR	CE_{elet}	QE_{CO2}
1	0,00	0,0	30	0,602	0,698	3,822	3,152	61,041	3,203	0,404
2	0,00	0,2	40	0,733	0,908	5,607	4,312	91,035	4,576	0,577
3	0,00	20,0	50	0,586	0,702	3,830	3,153	61,308	3,203	0,404
4	0,15	0,0	40	0,653	0,764	4,654	3,754	84,388	4,118	0,519
5	0,15	0,2	50	0,747	0,886	5,642	4,361	90,187	4,576	0,577
6	0,15	20,0	30	0,651	0,759	4,653	3,734	82,873	4,118	0,519
7	0,30	0,0	50	0,748	0,887	5,624	4,344	90,588	4,576	0,577
8	0,30	0,2	30	0,633	0,753	4,608	3,754	84,038	4,118	0,519
9	0,30	20,0	40	0,607	0,708	3,826	3,151	61,259	3,203	0,404

Continuação da Tabela 6.18- Resultados dos experimentos de confirmação para as variáveis originais

Exp.	v_b	Q	l_{t0}	R_a	R_q	R_t	R_z	MRR	CE_{elet}	QE_{CO2}
Média (confirmação)				0,667	0,785	4,696	3,746	78,524	3,966	0,500
Valor previsto				0,623	0,752	4,216	3,482	68,585	3,926	0,497
Erro				↑ 7,05%	↑ 4,38%	↑ 11,39%	↑ 7,59%	↑ 14,50%	↑ 1,01%	↑ 1,36%

Unidades R_a, R_q, R_t e R_z em µm - MRR em mm^3/s - CE_{elet} em kJ - QE_{CO2} em g.

Os resultados dos experimentos de confirmação mostraram que os resultados ótimos reais se aproximam dos teóricos. Observou-se que a maior variação foi para a taxa de remoção (*MRR*), onde o valor médio dos ensaios confirmatórios foi superior a 14,50% em relação ao previsto. O CE_{elet} foi a resposta que apresentou menor variação, ou seja, 1,01%. Esta pequena variação foi encontrada porque esta variável foi calculada e não mensurada diretamente do processo de usinagem. O mesmo pode-se discorrer a respeito da quantidade de emissão de CO_2. Em relação às rugosidades verifica-se que os resultados ótimos dos ensaios de confirmação se aproximam dos resultados teóricos, sendo que a maior variação foi de 11,39% para R_t e a menor de 4,38% para R_q. Pode-se verificar que a diferença foi pequena entre elas, porém a rugosidade R_t foi maior, pois mede a amplitude entre os maiores picos e vales. Já a diferença foi menor entre R_a, R_q e R_z, pois são parâmetros de medição de médias.

Pode-se constatar que os resultados previstos pelos modelos e os de confirmação são próximos o que permite afirmar que os resultados obtidos na otimização do fresamento de topo do aço inoxidável duplex UNS S32205, utilizando a metodologia EQMMFR-NBI, é válido.

Para verificar a robustez do processo foi utilizado a estatística t de *Student* para uma amostra e os resultados podem ser observados, conforme Tabela 6.19. Pode-se verificar que as hipóteses nulas foram aceitas, pois os valores-P foram maiores que 5%. Isto significa que a média das variáveis de resposta obtidas pelos ensaios de confirmação é estatisticamente igual a média prevista pelos modelos de regressão. Portanto, pode-se confirmar que a robustez do processo foi alcançada.

Tabela 6.19 - Teste de hipóteses *t-Student* para R_a, R_q, R_t, R_z, *MRR*, CE_{elet} e QE_{CO2}

Variável de resposta	Teste de Hipótese	IC (95%)	Valor-P
R_a	H_0: μ = 0,623 H_1: μ ≠ 0,623	(0,618 ; 0,716)	0,071
R_q	H_0: μ = 0,752 H_1: μ ≠ 0,752	(0,719 ; 0851)	0,279
R_t	H_0: μ = 4,216 H_1: μ ≠ 4,216	(4,097; 5,296)	0,102
R_z	H_0: μ = 3,482 H_1: μ ≠ 3,482	(3,351; 4,141)	0,162
MRR	H_0: μ = 68,585 H_1: μ ≠ 68,585	(68,280; 88,770)	0,056
CE_{elet}	H_0: μ = 3,926 H_1: μ ≠ 3,926	(3,500; 4,431)	0,849
QE_{CO2}	H_0: μ = 0,497 H_1: μ ≠ 0,497	(0,441; 0,559)	0,790

Unidades R_a, R_q, R_t e R_z em µm - MRR em mm^3/s - CE_{elet} em kJ - QE_{CO2} em g.

Para testar a influência dos efeitos das variáveis de ruídos sobre as variáveis de resposta, as ANOVAS foram realizadas considerando um nível de significância de 0,05. A Tabela 6.20 apresentou os valores-P das variáveis de ruído em relação às rugosidades (R_a, R_q, R_t e R_z), à taxa de remoção de material (*MRR*), ao consumo de energia elétrica (CE_{elet}) e à quantidade de emissão de CO_2 (QE_{CO2}).

Como os valores-P foram superiores a 5% pode-se inferir que todas as variáveis de ruído não foram significativas sobre as variáveis de resposta, portanto, conclui-se que o processo de fresamento de topo do aço inoxidável duplex UNS S32205 é robusto.

Tabela 6.20 - Valores P das variáveis de ruídos nos experimentos de confirmação (ANOVA)

Variáveis de resposta	Variáveis de ruído		
	v_b	Q	l_{t0}
	Valor-P		
R_a	0,731	0,353	0,695
R_q	0,922	0,463	0,632
R_t	0,733	0,435	0,706
R_z	0,724	0,411	0,728
MRR	0,591	0,440	0,932
CE_{elet}	0,637	0,437	0,875
QE_{CO2}	0,638	0,437	0,874

Unidades R_a, R_q, R_t e R_z em µm - MRR em mm^3/s - CE_{elet} em kJ - QE_{CO2} em g.

6.6 Considerações finais do capítulo

Os resultados deste trabalho evidenciados neste capítulo apresentaram as modelagens matemáticas e a otimização robusta multivariada do fresamento de topo do aço inoxidável duplex UNS S32205. As análises e otimizações foram realizadas envolvendo as variáveis originais (R_a, R_q, R_t, R_z, MRR, CE_{elet} e QE_{CO2}), os fatores rotacionados (F_1, F_2 e F_3) e as funções do Erro Quadrático Médio Multivariado Fatorial Robusto (EQMMFR). Utilizando o método NBI estabeleceu-se a fronteira ótima de Pareto e o ponto ótimo foi selecionado empregando a distância de Mahalanobis. Os resultados mostraram que o método EQMMFR-NBI foi eficiente em gerar fronteiras equiespaçadas e os valores obtidos pelos experimentos de confirmação foram considerados aceitáveis em relação aos previstos pelos modelos matemáticos. A robustez do processo foi comprovada utilizando o teste estatístico *t-Student* para uma amostra e ANOVA mostrou que a influência do desgaste do flanco da ferramenta (v_b), vazão de fluido (Q) e o comprimento em balanço da fresa (l_{t0}) foram atenuadas sobre as variáveis de resposta.

7 CONCLUSÕES

Este trabalho apresentou uma contribuição no contexto da otimização multivariada no processo de fresamento de topo do aço inoxidável duplex UNS S32205. A pesquisa foi desenvolvida com objetivo de solucionar problemas de otimização não-linear utilizando o conceito de projeto de parâmetros robustos, o método NBI, as funções EQM e a análise fatorial, dando origem ao método denominado EQMMFR-NBI. Após uma análise criteriosa dos trabalhos com auxílio de uma revisão sistemática de literatura verificou-se uma ausência de pesquisas envolvendo a aplicação deste método no processo de fresamento de topo do aço inoxidável duplex UNS S32205.

O método EQMMFR-NBI foi desenvolvido e que abordou sobre as fases experimental, modelagem - análise de similaridade entre as variáveis originais e as variáveis latentes, modelagem do EQMMFR e otimização utilizando o método NBI. Fronteiras de Pareto equiespaçadas foram geradas envolvendo os fatores de escores rotacionados de sustentabilidade (CE_{elet} e QE_{CO2}) e produtividade (*MRR*), com o de qualidade (agrupamento das rugosidades) sendo restrição ao problema de otimização. Com o melhor ponto ótimo, selecionado utilizando a distância de Mahalanobis, foi possível determinar os valores das variáveis de resposta originais. Os resultados dos experimentos de confirmação comprovaram a robustez do processo e que, portanto, permite afirmar que o método foi aplicado com êxito.

A partir dos objetivos enumerados no capítulo 1, podem ser estabelecidas as seguintes conclusões:

1. Em relação às análises das variáveis de resposta coletadas, verificou-se que todas seguem uma distribuição normal.
2. Em relação às rugosidades R_a, R_q, R_t e R_z, os modelos quadráticos exibiram altos R^2(ajust), sendo que para R_a = 93,61%; R_q = 93,72%; R_t = 89,89% e R_z = 91,64%. Quanto à *MRR*, CE_{elet} e QE_{CO2}, os modelos quadráticos também exibiram altos R^2(ajust), sendo que para *MRR* = 92,79%; CE_{elet} = 90,03% e QE_{CO2} = 89,57%.
3. Quanto às variáveis latentes F_1, F_2 e F_3, os valores de R^2(ajust) foram 94,72%, 89,88% e 92,74%., respectivamente A modelagem de todos os fatores rotacionados exibiram altos ajustes, assim como as variáveis originais.
4. Quanto à influência das variáveis de controle/ruído, sobre as rugosidades, verificou-se que o desgaste do flanco da ferramenta (v_b), o avanço por dente (f_z) e a quantidade de fluído (Q) foram as mais significativas.

5. Em relação à taxa de remoção de material (*MRR*), todas as variáveis de controle foram significativas, sendo que o avanço por dente (f_z) foi a que mais influenciou na variável de resposta.
6. Em relação ao consumo de energia elétrica e emissão de CO_2, o avanço por dente (f_z), a penetração de trabalho (a_e) e a profundidade de corte (a_p) foram as mais significativas.
7. A partir dos modelos quadráticos gerados para F_1, F_2 e F_3, foi possível estabelecer as equações de média e variância de cada fator. Os valores alvo (T) foram determinados otimizando individualmente as variáveis latentes, sendo que T_{F1} foi igual a -1,170, T_{F2} = 1,914 e T_{F3} = -2,471. Assim, pode-se estabelecer o EQMMFR de cada fator.
8. Aplicando a metodologia EQMMFR-NBI, a otimização robusta multivariada foi realizada. Foram determinados o conjunto de pontos ótimos e que permitiu estabelecer os valores médios para $EQMMFR_{F2}$, $EQMMFR_{F3}$, F_2, F_3, R_a, R_q, R_t, R_z, *MRR*, CE_{elet}, QE_{CO2}. Os valores ótimos dos parâmetros de controle robusto para a velocidade de corte (v_c) variaram de 63,17 a 71,91 m/min; para o avanço por dente (f_z) variaram entre 0,16 a 0,19 mm/dente; para a largura fresada (a_e) variaram entre 15,05 a 16,94 mm; e para a profundidade de corte variaram entre 0,70 a 1,06 mm.
9. O método EQMMFR-NBI foi capaz de gerar fronteira equiespaçadas envolvendo os fatores robustos de sustentabilidade (F_2) e produtividade (F_3). Observando as curvas de Pareto e a elipse de confiança dos dados entre o consumo de energia elétrica, emissão de dióxido de carbono e taxa de remoção, pode-se verificar que não houve falhas nos "pontos de ancoragem".
10. Ao aplicar a distância de Mahalanobis, o ponto 17 foi selecionado com os seguintes níveis ótimos das variáveis de controle: v_c = 69,8 m/min; f_z = 0,17 mm/dente, a_e = 15,34 mm e a_p = 0,74 mm. Os valores médios esperados para as variáveis originais foram 0,623 µm para R_a, 0,752 µm para R_q, 4,216 µm para R_t, 3,482 µm para R_z, 68,585 mm³/s para *MRR*, 3,926 kJ para CE_{elet} e 0,497 g para QE_{CO2}.
11. Os experimentos de confirmação foram realizados para verificar a robustez do processo. Os valores encontrados foram 0,667 µm para R_a, 0,785 µm para R_q, 4,696 µm para R_t, 3,746 µm para R_z, 78,524 mm³/s para MRR, 3,966 kJ para CE_{elet} e 0,500 g para QE_{CO2}. Analisando os resultados dos dados reais e o previsto (modelagem matemática), pode-se averiguar que houve pequenas variações. O menor valor observado foi de 1,01% para o consumo de energia elétrica e a maior foi para taxa de remoção de material com 14,50% acima do previsto.

12. Testes de hipóteses foram realizados para verificar se os valores obtidos pelo modelo de previsão são iguais aos dos ensaios de confirmação. Os testes elaborados comprovaram, estatisticamente, que não há indícios de que as médias são diferentes. É possível concluir que a robustez foi alcançada no processo de fresamento de topo do aço inoxidável duplex UNS S32205.
13. A aplicação dos conceitos de projeto parâmetro robusto permitiu estabelecer os pontos ótimos que contribuiu para uma maior produtividade, menor consumo de energia elétrica e emissão de CO_2 sem a influência das variáveis de ruído, sendo a qualidade colocada como restrição ao problema de otimização.
14. Como os parâmetros ótimos não sofrem efeito das variáveis de ruído, pode-se dizer que o processo é capaz de ser realizado com o desgaste mínimo da ferramenta e sem a utilização de fluido de corte contribuindo com a redução de custos e maior sustentabilidade na operação de fresamento de topo em um aço inoxidável duplex, material este considerado de baixa usinabilidade.

Com relação ao processo de fresamento pode-se afirmar que:

15. A usinagem com ferramentas novas (v_b = 0 mm), o avanço por dente no nível médio do planejamento experimental (f_z = 0,15 mm/dente) e a vazão máxima de fluido (Q = 20 l/min) minimizou os valores das rugosidades R_a, R_q, R_t e R_z.
16. O maior valor para a taxa de remoção de material (187,521 mm³/s) foi obtido no nível máximo do planejamento experimental para as variáveis de controle, ou seja, v_c = 117,4 m/min, f_z = 0,21 mm/dente, a_e = 20,70 mm e a_p = 1,60 mm.
17. O menor valor para o consumo de energia elétrica (3,301 kJ) e emissão de dióxido de carbono (0,416 g) foi encontrado no nível médio (0) para o avanço por dente (f_z = 0,13mm/dente) e largura fresada (a_e = 16,5mm); e no menor nível para a profundidade de corte (a_p = 0,4mm).

7.1 Contribuição do trabalho

A principal contribuição desta tese apoia-se na otimização robusta multivariada baseada em escores de fatores rotacionados no processo de fresamento de topo do aço inoxidável duplex UNS S32205, pela aplicação da metodologia EQMMFR-NBI. O emprego do método permitiu estabelecer um conjunto de soluções ótimas utilizando indicadores de sustentabilidade e produtividade. A partir destas soluções foi possível verificar a robustez do processo, conforme os conceitos discutidos na literatura a respeito do projeto de parâmetros robustos.

Outros aspectos positivos e inovadores da tese podem ser considerados:

1. O estudo de otimização em fresamento do aço inoxidável duplex utilizando arranjo combinado e CCD para sete variáveis, sendo quatro de controle (v_c, f_z, a_e e a_p) e três de ruído (v_b, Q e l_{t0}).
2. A otimização do processo de fresamento do aço inoxidável duplex levando em consideração as respostas de natureza ambiental (consumo de energia elétrica e emissão de CO_2) e de produtividade (taxa de remoção de material), sendo o grupo das rugosidades utilizados como restrição ao problema.
3. O estudo e modelagem das variáveis originais (R_a, R_q, R_t, R_z, MRR, CE_{elet} e QE_{CO2}) e dos fatores rotacionados (F_1, F_2 e F_3) utilizando técnicas estatísticas e os conceitos de projeto de parâmetros robusto.
4. O estudo das interações entre as variáveis de controle e ruído para as respostas estudadas neste trabalho.
5. A análise dos "pontos de ancoragem" em relação à elipse de confiança construída a partir dos dados coletados e estimados envolvendo o consumo de energia elétrica, a emissão de dióxido de carbono e a taxa de remoção de material.

7.2 Sugestões para trabalhos futuros

Como sugestões para estudos futuros ficam as seguintes considerações:

1. Aplicar a metodologia proposta nesta tese para outros processos de usinagens, tais como torneamento, furação, retificação, etc.
2. Aplicar o método EQMMFR-NBI utilizando o projeto de experimentos do tipo "Box-Behnken".
3. Otimizar os processos utilizando o método EQMMFR-NBI com outros métodos gradientes tais como o subida /descida e pontos interiores.
4. Aplicar a função do Erro Quadrático Médio Multivariado com outros métodos de escalarizações, tais como homotopia de comprimento de arco, critério global, somas ponderadas, Tchebycheff, etc.
5. Aplicar o método de rotação oblíqua, tais como o oblimin, promax e simplimax. Estes tipos de rotações permitem que os fatores se correlacionem entre si. Este procedimento pode facilitar nas análises comparativas entre a fronteira ótima de Pareto e a elipse de confiança para as variáveis latentes, permitindo analisar possíveis falhas nos "pontos de ancoragem".

6. Mensurar a quantidade de energia elétrica, coletando o consumo diretamente do processo utilizando equipamentos apropriados.
7. Calcular o custo do processo de fresamento de topo do aço inoxidável duplex UNS S32205 e comparar com outros materiais, ao aplicar a metodologia proposta na tese.
8. Aplicar o método EQMMFR-NBI no fresamento de topo ou em outros processos de usinagem, e estabelecer os custos utilizando outras técnicas de lubri-refrigeração, tais como a mínima quantidade de fluido, refrigeração por criogenia, refrigeração por gases e ar, lubrificante sólidos e fluidos de corte alternativos.

8 REFERÊNCIAS

AGGRAWAL, M. L.; KAUL, R. Combined array approach for optimal designs. **Communications in Statistics - Theory and Methods**, v. 28, n. 11, p. 2655–2670, 1999.

AHMADI, A.; MASOULEH, M. S; JANGHORBANI, M.; MANJILI, N. Y. G.; SHARAF, A. M.; NEZHAD, A. E. Short term multi-objective hydrothermal scheduling. **Electric Power Systems Research**, v. 121, p. 357–367, 2015.

AHMED, S. U.; ARORA, R. Quality characteristics optimization in CNC end milling of A36 K02600 using Taguchi's approach coupled with artificial neural network and genetic algorithm. **International Journal of System Assurance Engineering and Management**, v. 10, n. 4, p. 676–695, 2019.

AHMED, Y.S.; PAIVA, J.; COVELLI, D.; VELDHUIS, S. Investigation of Coated Cutting Tool Desempenho during Machining of Super Duplex Stainless Steels through 3D Wear Evaluations.. **Coatings**, v. 7, n. 8, p. 127 (1–15), 2017.

AIRAO, J.; CHAUDHARY, B.; BAJPAI, V.; KHANNA, N. An Experimental Study of Surface Roughness Variation in End Milling of Super Duplex 2507 Stainless Steel. **Materials Today: Proceedings**, v. 5, n. 2, p. 3682–3689, 2018.

ALMEIDA, F. A.; LEITE, R. R.; GOMES, G. F.; GOMES, J. H. F.; PAIVA, A. P. A Gage Study Through the Weighting of Latent Variables Under Orthogonal Rotation. **IEEE Access**, v. 8, p. 183557–183570, 2020a.

ALMEIDA, F. A.; STREITENBERGER, S. C.; TORRES, A. F.; PAIVA, A. P.; GOMES, J. H. F. Multivariate data quality assessment based on rotated factor scores and confidence ellipsoids. **Decision Support Systems**, v. 129, n. September 2019, p. 113173, 2020b.

ALMEIDA, S.; MO, J.; BIL, C.; DING, S.; WANG, X. Comprehensive servo control strategies for flexible and high-efficient wire electric discharge machining. A systematic review. **Precision Engineering**, v. 71, n. January, p. 7–28, 2021.

AMARO, P.; FERREIRA, P.; SIMÕES, F. Comparative Analysis of Different Cutting Milling Strategies Applied in Duplex Stainless Steel. **Procedia Manufacturing**, v. 47, n. 2019, p. 517–524, 2020.

ANDERBERG, S. E.; KARA, S.; BENO, T. Impact of energy efficiency on computer numerically controlled machining. **Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part B: Journal of Engineering Manufacture**, v. 224, n. 4, p. 531–541, 2010.

ANDERSON, T. R.; HAWKINS, E.; JONES, P. D. CO2, the greenhouse effect and global warming: from the pioneering work of Arrhenius and Callendar to today's Earth System Models. **Endeavour**, v. 40, n. 3, p. 178–187, 2016.

ARDAKANI, M. K.; NOOROSSANA, R. A new optimization criterion for robust parameter design — the case of target is best. **The International Journal of Advanced Manufacturing Technology**, v. 38, n. 9–10, p. 851–859, 2008.

ARENALES, M. N.; ARMENTANO, V. A.; MORABITO, R.; YANASSE, H. H. **Pesquisa Operacional**. 1st. ed. Rio de Janeiro: Elsevier Ltda., 2007.

ARRIAZA, O. V.; KIM, D-W.; LEE, D. Y.; SUHAIMI, M. A. Trade-off analysis between machining time and energy consumption in impeller NC machining. **Robotics and Computer-Integrated Manufacturing**, v. 43, p. 164–170, 2017.

ARRUDA, É. M. **Otimização robusta multi-objetivo do processo de fresamento do aço ABNT H13 endurecido utilizando ferramentas de topo esférico**. Tese de doutorado. Universidade Federal de Itajubá, 2019

ARRUDA, É. M.; PAIVA, A. P.; BRANDÃO, L. C.; FERREIRA, J. R. Robust optimisation of surface roughness of AISI H13 hardened steel in the finishing milling using ball nose end mills. **Precision Engineering**, v. 60, n. March, p. 194–214, 2019.

ARTCHEM. **Usinagem-Metalworking: Fluidos de corte solúveis**. [s.l: s.n.]. Disponível em: <https://vdocuments.com.br/download/linhametalworking2010>.

ARTCHEM. **Característica do fluido de corte Metcut SS**. Disponível em: <http://www.itwchem.com.br/linha-de-produto/metcut-ss-2/>. Acesso em: 23 set. 2020.

AYABACA, C.; VILA, C.; ABELLAN-NEBOT, J. . Comparative study of Sustainability Metrics for Face Milling AISI 1045 in different Machining Centers. **Procedia Manufacturing**, v. 41, p. 523–530, 2019.

BACCI, L. A.; MELLO, L. G.; INCERTI, T.; PAIVA, A. P. Optimization of combined time series methods to forecast the demand for coffee in Brazil: A new approach using Normal Boundary Intersection coupled with mixture designs of experiments and rotated factor scores. **International Journal of Production Economics**, v. 212, n. March, p. 186–211, 2019.

BAIRAGI, V.; MUNOT, M. V. **Research Methodology: A Practical and Scientific Approach**. 1st. ed. New York, USA: Taylor & Francis Group, 2019.

BELINATO, G.; ALMEIDA, F. A.; PAIVA, A. P.; GOMES, J. H. F; BALESTRASSI, P. P.; ROSA, P. A. R. C. A multivariate normal boundary intersection PCA-based approach to reduce dimensionality in optimization problems for LBM process. **Engineering with Computers**, v. 35, n. 4, p. 1533–1544, 2019.

BHISE, V. Y.; JOGI, B. F. Experimental Investigation and Theoretical Modelling of P20 Steel by using CNC End Milling Machining Process. **Journal of Physics: Conference Series**, v. 1854, n. 1, p. 012011, 2021.

BORKOWSKI, J. J. Spherical prediction-variance properties of central composite and Box—Behnken designs. **Technometrics**, v. 37, n. 4, p. 399–410, 1995.

BOUZID, W.; ZGHAL, A.; SAÏ, L. Taguchi method for design optimisation of milled surface roughness. **Materials Technology**, v. 19, n. 3, p. 159–162, 2004.

BOX, G. E. P. Signal-to-Noise Ratios, Desempenho Criteria, and Transformations. **Technometrics**, v. 30, n. 1, p. 1–18, 1988.

BOX, G. E. P; BISGAARD, S.; FUNG, C. An explanation and critique of taguchi's contributions to quality engineering. **Quality and Reliability Engineering International**, v. 4, n. 2, p. 123–131, 1988.

BOX, G. E. P.; DRAPER, N. R. **Response Surfaces, Mixtures, and Ridge Analyses**. 2nd. ed. New Jersey, USA.: JOHN WILEY & SONS, INC., 2007.

BOX, G. E. P.; DRAPER, N. R. **Empirical Model-Building and Response Surfaces.** 1. ed. NewYork: John Wiley & Sons, 1987. v. 1

BRANKER, K.; JESWIET, J.; KIM, I. Y. Greenhouse gases emitted in manufacturing a product—A new economic model. **CIRP Annals**, v. 60, n. 1, p. 53–56, 2011.

BRITO, T. G. **Método da Interseção Normal à Fronteira para Otimização Bi- Objetivo do Fresamento de Topo do Aço ABNT 1045**. Tese de doutorado. Universidade Federal de Itajubá, 2015

BRITO, T. G.; PAIVA, A. P.; DALOSTO, D. N.; FERREIRA, J. R.; BALESTRASSI, P. P. Optimization of AISI 1045 end milling using robust parameter design. **The International Journal of Advanced Manufacturing Technology**, v. 84, n. 5–8, p. 1185–1199, 12 set. 2015.

BRITO, T. G.; PAIVA, A. P.; FERREIRA, J. R.; GOMES, J. H. F.; BALESTRASSI, P. P. A normal boundary intersection approach to multiresponse robust optimization of the surface roughness in end milling process with combined arrays. **Precision Engineering**, v. 38, n. 3, p. 628–638, 2014.

BUSACCA, P. G.; MARSEGUERRA, M.; ZIO, E. Multiobjective optimization by genetic algorithms: application to safety systems. **Reliability Engineering & System Safety**, v. 72, n. 1, p. 59–74, 2001.

CALVANESE, M. L.; ALBERTELLI, P.; MATTA, A.; TAISCH, M.. Analysis of Energy Consumption in CNC Machining Centers and Determination of Optimal Cutting Conditions. In: **Re-engineering Manufacturing for Sustainability**. Singapore: Springer Singapore, 2013. p. 227–232.

CAMPATELLI, G.; LORENZINI, L.; SCIPPA, A. Optimization of process parameters using a Response Surface Method for minimizing power consumption in the milling of carbon steel. **Journal of Cleaner Production**, v. 66, p. 309–316, 2014.

CAMPOS, P. H.S. **Metodologia DEA-OTS: uma contribuição para a seleção ótima de ferramentas no torneamento do aço ABNT H13 endurecido**. Tese de doutorado. Universidade Federal de Itajubá, 2015.

CAMPOS, P. H. S.; BELINATO, G.; PAULA, T. I; OLIVEIRA-ABANS, M.; FERREIRA, J. R.; PAIVA, A. P. Multivariate mean square error for the multiobjective optimization of AISI 52100 hardened steel turning with wiper ceramic inserts tool: a comparative study. Journal of the **Brazilian Society of Mechanical Sciences and Engineering**, v. 39, n. 10, p. 4021–4036, 2017.

CAMPOSECO-NEGRETE, C.; CALDERÓN-NÁJERA, J.; MIRANDA-VALENZUELA, J. C. **Optimization of Cutting Parameters in Turning of AISI 1018 Steel With Constant Material Removal Rate Using Robust Design for Minimizing Cutting Power**. Volume 2B: Advanced Manufacturing. **Anais**...American Society of Mechanical Engineers, 15 nov. 2013Disponível em:

<https://asmedigitalcollection.asme.org/IMECE/proceedings/IMECE2013/56192/San Diego, California, USA/260992>

CAMPOSECO-NEGRETE, C.; DE DIOS CALDERÓN NÁJERA, J.; MIRANDA-VALENZUELA, J. C. Optimization of cutting parameters to minimize energy consumption during turning of AISI 1018 steel at constant material removal rate using robust design. **The International Journal of Advanced Manufacturing Technology**, v. 83, n. 5–8, p. 1341–1347, 2016.

CHEN, M.C.; FAN, S.K. S. Tolerance evaluation of minimum zone straightness using non-linear programming techniques: a spreadsheet approach. Computers & Industrial Engineering, v. 43, n. 3, p. 437–453, 2002.

CHEN, X.; LI, C.; JIN, Y.; LI, L. Optimization of cutting parameters with a sustainable consideration of electrical energy and embodied energy of materials. **International Journal of Advanced Manufacturing Technology**, v. 96, n. 1–4, p. 775–788, 2018.

COPELAND, K. A. F.; NELSON, P. R. Dual Response Optimization via Direct Function Minimization. **Journal of Quality Technology**, v. 28, n. 3, p. 331–336, 1996.

CORMACK, A.; THOMÉ, A. M. T.; SILVESTRE, B. An integrative conceptual framework for supply chain sustainability learning: A process-based approach. **Journal of Cleaner Production**, v. 320, n. November 2020, p. 128675, 2021.

COSTA, D. M. D. **Método NBI-EQMM com restrições multivariadas para otimização do processo de torneamento duro**. Tese de doutorado. Universidade Federal de Itajubá, 2017

COSTA, D. M. D.; BELINATO, G.; BRITO, T. G.; PAIVA, A. P.; FERREIRA, J. R.; BALESTRASSI, P. P. Weighted principal component analysis combined with Taguchi's signal-to-noise ratio to the multiobjective optimization of dry end milling process: a comparative study. **Journal of the Brazilian Society of Mechanical Sciences and Engineering**, v. 39, n. 5, p. 1663–1681, 2017

COSTA, D. M. D.; BRITO, T. G.; PAIVA, A. P.; LEME, R. C.; BALESTRASSI, P. P. A normal boundary intersection with multivariate mean square error approach for dry end milling process optimization of the AISI 1045 steel. **Journal of Cleaner Production**, v. 135, p. 1658–1672, 2016.

DAS, I.; DENNIS, J. E. Normal-Boundary Intersection: A New Method for Generating the Pareto Surface in Nonlinear Multicriteria Optimization Problems. **SIAM Journal on Optimization**, v. 8, n. 3, p. 631–657, 1998.

DENG, Z.; ZHANG, H.; FU, Y.; WAN, L.; LIU, W. Optimization of process parameters for minimum energy consumption based on cutting specific energy consumption. **Journal of Cleaner Production**, v. 166, p. 1407–1414, 2017.

DENG, Z.; LV, L.; HUANG, W.; WAN, L.; LI, S. Modelling of carbon utilisation efficiency and its application in milling parameters optimisation. **International Journal of Production Research**, v. 58, n. 8, p. 2406–2420, 2020.

DERGAMO, E. .; BLACK, J. .; KOHSER, R. . **Materials and Processes in Manufacturing**. 12nd ed. United States of America: JOHN WILEY & SONS, INC., 2012.

DIETMAIR, A.; VERL, A. **Energy consumption modeling and optimization for production machines**. 2008 IEEE International Conference on Sustainable Energy Technologies. **Anais**...IEEE, nov. 2008Disponível em: <http://ieeexplore.ieee.org/document/4747073/>

DIN 4766. **Surface roughness Surface roughness associated with tipes of part 1 and 2 manufacturing method: attainable arithmetical mean value Ra and Rz according to DIN 4768 Part 1.** [s.l: s.n.]. Disponível em: <https://www.din.de/en/getting-involved/standards-committees/fmv/publications/wdc-beuth:din21:139344806>.

DING, R.; LIN, D. K. J.; WEI, D. Dual-Response Surface Optimization: A Weighted MSE Approach. **Quality Engineering**, v. 16, n. 3, p. 377–385, 2004.

DINIZ, A. E., MARCONDES, F. C., COPPINI, N. L. **Tecnologia da usinagem de materiais**. 9a Edição ed. 2014.

DE OLIVEIRA JUNIOR, C. A.; DINIZ, A. E.; BERTAZZOLI , R. Correlating tool wear, surface roughness and corrosion resistance in the turning process of super duplex stainless steel. **Journal of the Brazilian Society of Mechanical Sciences and Engineering**, v. 36, n. 4, p. 775–785, 2014.

ECK, N. J. VAN; WALTMAN, L. **Text Mining and Visualization**. [s.l.] Chapman and Hall/CRC, 2016.

FARIAS, L. M. S.; SANTOS, L. C.; GOHR, C. F.; OLIVEIRA, L. C.; AMORIM, M. H. S. Criteria and practices for lean and green desempenho assessment: Systematic review and conceptual framework. **Journal of Cleaner Production**, v. 218, p. 746–762, 2019.

FIGUEIREDO, G. X. A.; BORDINASSI, É. C. Estudo da rugosidade e vida de ferramenta do aço inoxidável superduplex ASTM A-890 após fresamento em diferentes condições de lubrificação. **MIniciação Científica da Escola de Engenharia Mauá.**, p. 1–10, 2009.

FORBES, C.; EVANS, M.; HASTINGS, N.; PEACOCK, B. **Statistical Distributions**. Hoboken, NJ, USA: John Wiley & Sons, Inc., 2010. v. 28.

FU, Y.; KOK, R. A. W.; DANKBAAR, B.; LIGTHART, P. E. M; VAN-RIEL, A. C. R. Factors affecting sustainable process technology adoption: A systematic literature review. **Journal of Cleaner Production**, v. 205, p. 226–251, 2018.

GALETTO, M.; VERNA, E.; GENTA, G. Effect of process parameters on parts quality and process efficiency of fused deposition modeling. **Computers & Industrial Engineering**, v. 156, n. March, p. 107238, 2021.

GAO, M.; HUANG, H.; WANG, Q.; LIU, Z.; LI, X. Energy consumption analysis on sheet metal forming: focusing on the deep drawing processes. **The International Journal of Advanced Manufacturing Technology**, v. 96, n. 9–12, p. 3893–3907, 2018.

GARZA-REYES, J. A. Lean and green-a systematic review of the state of the art literature. **Journal of Cleaner Production**, v. 102, p. 18–29, 2015.

GASPARYAN, A. Y.; YESSIRKEPOV, M.; DUISENOVA, A.; TRUKHACHEV, V. I.; KOSTYUKOVA, E. I.; KITAS, G. D. Researcher and author impact metrics: Variety, value, and

context. **Journal of Korean Medical Science**, v. 33, n. 18, p. 1–16, 2018.

GAUDÊNCIO, J. H. D.; ALMEIDA, F. A.; TURRIONI, J. B.; QUININO, R. C.; BALESTRASSI, P. P.; PAIVA, A. P. A multiobjective optimization model for machining quality in the AISI 12L14 steel turning process using fuzzy multivariate mean square error. **Precision Engineering**, v. 56, n. January, p. 303–320, 2019a.

GAUDÊNCIO, J. H. D.; CORRÊA, J. E.; PAES, V. C.; CAMPOS, P. H.; TURRIONI, J. B.; PAIVA, A. P. Hybrid multiobjective optimization algorithm based on multivariate mean square error and fuzzy decision maker. **Applied Soft Computing**, v. 82, p. 105586, 2019b.

GHOSH, G.; MANDAL, P.; MONDAL, S. C. Modeling and optimization of surface roughness in keyway milling using ANN, genetic algorithm, and particle swarm optimization. **The International Journal of Advanced Manufacturing Technology**, v. 100, n. 5–8, p. 1223–1242, 2019.

GIJO, E. V.; SCARIA, J. Product design by application of Taguchi's robust engineering using computer simulation. **International Journal of Computer Integrated Manufacturing,** v. 25, n. 9, p. 761–773, 2012.

GOMES, J. H. F. **Análise e otimização da soldagem de revestimento de chapas de aço abnt 1020 com utilização de arame tubular inoxidável austenítico**. Dissertação de mestrado. Universidade Federal de Itajubá, 2010.

GOMES, J. H. F.; PAIVA, A. P.; COSTA, S. C.; BALESTRASSI, P. P.; PAIVA, E. J. Weighted Multivariate Mean Square Error for processes optimization: A case study on flux-cored arc welding for stainless steel claddings. **European Journal of Operational Research**, v. 226, n. 3, p. 522–535, 2013.

GOUVEIA, R.; SILVA, F.; REIS, P.; BAPTISTA, A. Machining Duplex Stainless Steel: Comparative Study Regarding End Mill Coated Tools. **Coatings**, v. 6, n. 4, p. 51 (1–30), 2016.

GROUS, A. **Applied Metrology for Manufacturing Engineering**. Hoboken, NJ, USA: John Wiley & Sons, Inc, 2011.

GRZESIK, W. **Advanced Machining Processes of Metallic Materials: Theory, Modelling, and Applications.** 2nd Editio ed. AE Amsterdam: Netherlands, Elsevier, 2017.

GUERRA-ZUBIAGA, D. A.; MAMUN, A. AL; GONZALEZ-BADILLO, G. An energy consumption approach in a manufacturing process using design of experiments. **International Journal of Computer Integrated Manufacturing**, v. 31, n. 11, p. 1067–1077, 2018.

GUNN, R. **Duplex Stainless Steels: Microstructura, properties and applications.** 1ª ed. Sawston, Cambridge: Woodhead Publishing, 1997.

GUNN, R. **Duplex stainless steels** - 3rd edition. p. 215, 2003.

GUPTA, K.; LAUBSCHER, R. F. Sustainable machining of titanium alloys: A critical review. **Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part B: Journal of Engineering Manufacture**, 2017.

GUPTA, K. M.; BOY, M.; KORKMAZ, M. E.; YAŞAR, N; GÜNAY, M. H.; KROLCZYK, G. M. Measurement and analysis of machining induced tribological characteristics in dual jet minimum quantity lubrication assisted turning of duplex stainless steel. **Measurement**, v. 187, n. 1, p. 110353, 2022

GUTOWSKI, T.; DAHMUS, J.; THIRIEZ, A. Electrical energy requirements for manufacturing processes. **Proceedings of the 13th CIRP International Conference on Life Cycle Engineering, LCE 2006**, p. 623–628, 2006.

HANIF, M.; AHMAD, W.; HUSSAIN, S.; JAHANZAIB, M; SHAH, A. H. Investigating the effects of electric discharge machining parameters on material removal rate and surface roughness on AISI D2 steel using RSM-GRA integrated approach. **The International Journal of Advanced Manufacturing Technology**, v. 101, n. 5–8, p. 1255–1265, 2019.

HÄRDLE, W. K.; HLÁVKA, Z. **Multivariate Statistics**. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2015.

HARRY, M.; SCHROEDER, R. **The Breakthrough Management Strategy Revolutionizing the World's Top Corporations**. 1st Editio ed. NewYork: Doubleday, 2000.

HOU, J.; ZHOU, W; DUAN, H.; YANG, G; XU, H.; ZHAO, N; Influence of cutting speed on cutting force, flank temperature, and tool wear in end milling of Ti-6Al-4V alloy. **The International Journal of Advanced Manufacturing Technology**, v. 70, n. 9–12, p. 1835–1845, 2014.

HSIAO, T.-C.; VU, N-C.; TSAI, M-C.; DANG, X-P.; HUANG, S-C . Modeling and optimization of machining parameters in milling of INCONEL-800 super alloy considering energy, productivity, and quality using nanoparticle suspended lubrication. **Measurement and Control**, p. 1–15, 2020.

HU, S. A Method of Chatter-Free Milling Parameters Optimization for Processing with High Energy Efficiency. **IOP Conference Series: Materials Science and Engineering**, v. 382, n. 4, p. 042038, 2018.

IMOA. **Practical Guidelines for the Fabrication of Duplex Stainless Steel**. 3rd. ed. Londres: International, 2014.

JEONG, I.-J.; KIM, K.-J.; CHANG, S. Y. Optimal Weighting of Bias and Variance in Dual Response Surface Optimization. **Journal of Quality Technology**, v. 37, n. 3, p. 236–247, 2005.

JESWIET, J.; KARA, S. Carbon emissions and CES^{TM} in manufacturing. **CIRP Annals**, v. 57, n. 1, p. 17–20, 2008.

JIA, Z.; IERAPETRITOU, M. G. Generate Pareto optimal solutions of scheduling problems using normal boundary intersection technique. **Computers & Chemical Engineering**, v. 31, n. 4, p. 268–280, 2007.

JOHNSON, R. A.; WICHERN, D. W. **Applied Multivariate Statistical Analysis - International Edition**. 6th. ed. Upper Saddle River: Pearson Prentice Hall, 2007.

KAISER, H. F. The varimax criterion for analytic rotation in factor analysis. **Psychometrika**, v. 23, n. 3, p. 187–200, 1958.

KANT, G.; SANGWAN, K. S. Predictive Modelling for Energy Consumption in Machining Using Artificial Neural Network. **Procedia CIRP**, v. 37, p. 205–210, 2015.

KHAN, A.; JAMIL, M.; SALONITIS, K.; SARFRAZ, S.; ZHAO, W.; HE, N.; MIA, M.; ZHAO, G. Multi-Objective Optimization of Energy Consumption and Surface Quality in Nanofluid SQCL Assisted Face Milling. **Energies**, v. 12, n. 4, p. 710, 2019.

KHANNA, PUSAVEC, F.; AGRAWAL, C.; KROLCZYK, G. M. Measurement and evaluation of hole attributes for drilling CFRP composites using an indigenously developed cryogenic machining facility. **Measurement**, v. 154, p. 107504, 2020.

KHAWAJA, A. UL H.; JAHANZAIB, M.; MUNAWAR, M. Optimizing the Desempenho of High-Speed Machining on 15CDV6 HSLA Steel in Terms of Green Manufacturing Using Response Surface Methodology and Artificial Neural Network. **International Journal of Precision Engineering and Manufacturing**, v. 22, n. 6, p. 1125–1145, 2021.

KHURI, A. I.; CONLON, M. Simultaneous Optimization of Multiple Responses Represented by Polynomial Regression Functions. **Technometrics**, v. 23, n. 4, p. 363–375, 1981.

KIBA-JANIAK, M.; MARCINKOWSKI, J.; JAGODA, A.; SKOWROŃSKA, A. Sustainable last mile delivery on e-commerce market in cities from the perspective of various stakeholders. Literature review. **Sustainable Cities and Society**, v. 71, n. April, p. 102984, 2021.

KIM, D.; RHEE, S. Optimization of GMA welding process using the dual response approach. **International Journal of Production Research**, v. 41, n. 18, p. 4505–4515, 2003.

KIM, K.-J.; LIN, D. K. J. Optimization of multiple responses considering both location and dispersion effects. **European Journal of Operational Research**, v. 169, n. 1, p. 133–145, 2006.

KÖKSOY, O. Multiresponse robust design: Mean square error (MSE) criterion. **Applied Mathematics and Computation**, v. 175, n. 2, p. 1716–1729, 2006.

KÖKSOY, O. A nonlinear programming solution to robust multi-response quality problem. **Applied Mathematics and Computation**, v. 196, n. 2, p. 603–612, 2008.

KÖKSOY, O.; DOGANAKSOY, N . Joint Optimization of Mean and Standard Deviation Using Response Surface Methods. **Journal of Quality Technology**, v. 35, n. 3, p. 239–252, 2003.

KÖKSOY, O.; YALCINOZ, T. Mean square error criteria to multiresponse process optimization by a new genetic algorithm. **Applied Mathematics and Computation**, v. 175, n. 2, p. 1657–1674, 2006.

KOTHARI, C. R. **Research Methodology - Methods and Techniques**. 2nd. ed. New Delhi: New Age International, 2019.

KRISHNAIAH, K.; SHAHABUDEEN, P. **Applied Design of Experiments and Taguchi Methods**. 1st Ed. ed. New Delhi: PHI Learning Private Limited, 2012.

KRISHNAPRASAD, K.; SUMESH, C. S.; RAMESH, A. Numerical modeling and multi objective optimization of face milling of AISI 304 steel. **Journal of Applied and Computational Mechanics**, v. 5, n. 4, p. 749–762, 2019.

KUMAR, S.; SARAVANAN, I.; PATNAIK, L. Optimization of surface roughness and material removal rate in milling of AISI 1005 carbon steel using Taguchi approach. **Materials Today: Proceedings**, v. 22, p. 654–658, 2020.

KWON, Y.-M. Robust Design to the Combined Array with Multiresponse. **Journal of the Chosun Natural Science**, v. 10, n. 1, p. 51–57, 2017.

LASDON, L. S.; WAREN, A. D.; JAIN, A.; RATNER, M. Design and Testing of a Generalized Reduced Gradient Code for Nonlinear Programming. **ACM Transactions on Mathematical Software**, v. 4, n. 1, p. 34–50, 1978.

LEITE, R. R. **Método de interseção normal à fronteira para modelos quadráticos de escores fatoriais rotacionados**. Dissertação de mestrado. Universidade Federal de Itajubá, 2019.

LI, C.; XIAO, Q.; TANG, Y.; LI, L. A method integrating Taguchi, RSM and MOPSO to CNC machining parameters optimization for energy saving. **Journal of Cleaner Production**, v. 135, p. 263–275, 2016.

LIN, D. K. J.; TU, W. Dual Response Surface Optimization. **Journal of Quality Technology**, v. 27, n. 1, p. 34–39, 1995.

LIN, W.; YU, D.; ZHANG, C.; ZHANG, S.; TIAN, Y.; LIU, S.; LUO, M. Multi-objective optimization of machining parameters in multi-pass turning operations for low-carbon manufacturing. **Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part B: Journal of Engineering Manufacture**, v. 231, n. 13, p. 2372–2383, 2017.

LIU, Z.; SUN, D.; LIN, C.; ZHAO, X.; YANG, Y. Multi-objective optimization of the operating conditions in a cutting process based on low carbon emission costs. **Journal of Cleaner Production**, v. 124, p. 266–275, 2016.

LOPES, L. G. D. **Uma contribuição para análise de componentes principais em otimização de múltiplas respostas sob condição de incerteza**. Dissertação de mestrado. Universidade Federal de Itajubá, 2011.

LOPES, L. G. D.; BRITO, T. G.; PAIVA, A. P.; PERUCHI, R. S.; BALESTRASSI, P. P. Robust parameter optimization based on multivariate normal boundary intersection. **Computers and Industrial Engineering**, v. 93, p. 55–66, 2016.

LUENBERGER, D. G**. Linear and nonlinear programming**. 4a edição. 2008.

MACHADO, A. R.; ABRÃO, A. M; COELHO, R. T.; Silva, M. B. **Teoria da Usinagem dos Materiais**. 3a edição ed. 2015.

MAIA, P. R. **Método de Interseção Normal à fronteira por escores rotacionados em espaço elíptico de solução**. Tese de doutorado. Universidade Federal de Engenharia de Itajubá, 2020.

MÄNTYLÄ, M. V.; GRAZIOTIN, D.; KUUTILA, M. The evolution of sentiment analysis—A review of research topics, venues, and top cited papers. **Computer Science Review**, v. 27, p. 16–32, 2018.

MARCAL, J.; BISHOP, T.; HOFMAN, J.; SHEN, J. From pollutant removal to resource recovery: A bibliometric analysis of municipal wastewater research in Europe. **Chemosphere**, v. 284, n. May, p. 131267, 2021.

MARTINHO, R. P.; SILVA, F. J. G; MARTINS, C.; LOPES, H. Comparative study of PVD and CVD cutting tools desempenho in milling of duplex stainless steel. **Int. J. Adv. Manuf. Technol**, v. 102, n. 5-8, p. 2423-2439, 2019.

MAVI, A. Evaluation of Cutting Parameters by Determination of the Grey Correlation Analysis Methods of the Effects on the Cutting Force and Surface Roughness of Duplex Stainless Steels (2205). **Teh. Vjesn. - Tech. Gaz**, v. 27, n. 1, p. 270-275, 2020.

MELLO, L. G. **Combinação ótima de métodos de previsão segundo o critério Payoff-Jollife Fatorial: Uma abordagem multivariada para a estimação de demanda de gás natural**. Tese de doutorado. Universidade Federal de Itajubá, 2021.

MINISTÉRIO DA CIÊNCIA TECNOLOGIA E INOVAÇÕES. **Fatores de emissão de CO2 pela geração de enérgia elétrica no sistema interligado do Brasil**. Disponível em: <https://antigo.mctic.gov.br/mctic/opencms/ciencia/SEPED/clima/textogeral/emissao_despacho.html>. Acesso em: 12 maio. 2021.

MOHAMMED, B. S.; KHED, V. C.; NURUDDIN, M. F. Rubbercrete mixture optimization using response surface methodology. **Journal of Cleaner Production**, v. 171, p. 1605–1621, 2018.

MONTGOMERY, D. C. **Design and Analysis of Experiments**. 8th. ed. New Jersey, USA.: John Wiley & Sons, Inc., 2013.

MONTGOMERY, D. C. **Designs and Analysis of Experiments.** 9th. ed. USA: John Wiley & Sons, 2017.

MONTGOMERY, D. C.; RUNGER, G. C. **Applied Statistics and Probability for Engineers**. 7th. ed. Hoboken: John Wiley & Sons, Inc, 2018.

MORABITO, R.; PUREZA, V. **Modelagem e simulação. In: CAUCHICK MIGUEL, P.A.C. et al. Metodologia de pesquisa em engenharia de produção e gestão de operações.** 1st. ed. Rio de Janeiro: Elsevier Ltda., 2010.

MOREIRA, L. C.; LI, W. D.; LU, X.; FITZPATRICK, M. E. Energy-Efficient machining process analysis and optimisation based on BS EN24T alloy steel as case studies. **Robotics and Computer-Integrated Manufacturing**, v. 58, n. February 2018, p. 1–12, 2019.

MYERS, R. H.; KHURI, A. I.; VINING, G. Response Surface Alternatives to the Taguchi Robust Parameter Design Approach. **The American Statistician**, v. 46, n. 2, p. 131–139, maio 1992.

MYERS, R. H.; MONTGOMERY, D. C.; ANDERSON-COOK, C. M. **Response Surface Methodology: process and product optimization using designed experiments**. 4th editio ed. Hoboken, NJ, USA: JOHN WILEY & SONS, INC., 2016.

NARITA, H.; DESMIRA, N.; FUJIMOTO, H. Environmental Burden Analysis for Machining Operation Using LCA Method. In: **Manufacturing Systems and Technologies for the New**

Frontier. London: Springer London, 2008. p. 65–68.

NAVES, F. L.; PAULA, T. I.; BALESTRASSI, P. P., BRAGA, W. L. B.; SAWHNEY, R. S.; PAIVA, A. P. Multivariate Normal Boundary Intersection based on rotated factor scores: A multiobjective optimization method for methyl orange treatment. **Journal of Cleaner Production**, v. 143, p. 413–439, 2017.

NBR ISO 4287. **Especificações Geométricas do Produto (GPS), Rugosidade: Método do perfil-termos, definições e parâmetros da rugosidade**. Disponível em: <https://www.abntcatalogo.com.br/norma.aspx?ID=2665>. Acesso em: 2 jun. 2021.

NEMETZ, A. W.; DAVES, W.; KLÜNSNER, T.; ECKER, W.; TEPPERNEGG, T.; CZETTL, C.; KRAJINOVIĆ, I. FE temperature- and residual stress prediction in milling inserts and correlation with experimentally observed damage mechanisms. **Journal of Materials Processing Technology**, v. 256, n. November 2017, p. 98–108, 2018.

NGUYEN, T. T.; MIA, M.; DANG, X. P.; LE, C.H.; PACKIANATHER, M. S. Green machining for the dry milling process of stainless steel 304. **Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part B: Journal of Engineering Manufacture**, v. 234, n. 5, p. 881–899, 2020.

OBRADOVIĆ, T.; VLAČIĆ, B.; DABIĆ, M. Open innovation in the manufacturing industry: A review and research agenda. **Technovation**, v. 102, p. 102221, 2021.

OLIVEIRA, C. H. **Método da Interseção Normal à Fronteira para otimização multiobjetivo de superfícies de respostas duais correlacionadas**. Dissertação de mestrado. Universidade Federal de Itajubá, 2013

OLIVEIRA, C. H.; BRITO, T.; PAIVA, E. J.; NEVES, S. M.; FERREIRA, J. R. **Influência da quantidade de fluido de corte no fresamento de topo do aço inoxidável duplex UNS S32205**. 10o Congresso Brasileiro de Engenharia de Fabricação. Anais...São Carlos-SP: ABCM, 2019Disponível em: <http://abcm.org.br/anais-de-eventos/COF2019/0527>

OLIVEIRA, L. G.; OLIVEIRA, C. H.; BRITO, T. G.; PAIVA, E. J.; PAIVA, A. P.; FERREIRA, J. R. Nonlinear optimization strategy based on multivariate prediction capability ratios: Analytical schemes and model validation for duplex stainless steel end milling. **Precision Engineering**, v. 66, n. March, p. 229–254, 2020.

OLIVEIRA, L. G.; PAIVA, A. P.; BALESTRASSI, P.P.; FERREIRA, J. R.; COSTA, S. C.; CAMPOS, P. H. S. Response surface methodology for advanced manufacturing technology optimization: theoretical fundamentals, practical guidelines, and survey literature review. **International Journal of Advanced Manufacturing Technology**, p. 1785–1837, 2019.

OZCELIK, B.; OKTEM, H.; KURTARAN, H. Optimum surface roughness in end milling Inconel 718 by coupling neural network model and genetic algorithm. **The International Journal of Advanced Manufacturing Technology**, v. 27, n. 3–4, p. 234–241, 2005.

ÖZTÜRK, B.; KARA, F. Calculation and Estimation of Surface Roughness and Energy Consumption in Milling of 6061 Alloy. **Advances in Materials Science and Engineering**, v. 2020, p. 1–12, 2020.

PAIVA, A. P. **Metodologia de Superfície de Resposta e Análise de Componentes Principais em**

Otimização de Processos de Manufatura com Múltiplas Respostas Correlacionadas. Tese de doutorado. Universidade Federal de Itajubá, 2006.

PAIVA, A. P.; CAMPOS, P. H. S., FERREIRA, J. R.; LOPES, L. G. D.; PAIVA, E. J., & Balestrassi, P. P. A multivariate robust parameter design approach for optimization of AISI 52100 hardened steel turning with wiper mixed ceramic tool. **International Journal of Refractory Metals and Hard Materials**, v. 30, n. 1, p. 152–163, 2012

PAIVA, A. P.; GOMES, J. H. F.; PERUCHI, R. S.; LEME, R. C.; BALESTRASSI, P. P. A multivariate robust parameter optimization approach based on Principal Component Analysis with combined arrays. **Computers & Industrial Engineering**, v. 74, n. 1, p. 186–198, 2014.

PAIVA, A. P.; CAMPOS, P. H.; FERREIRA, J. R.; LOPES, L. G. D.; PAIVA, E. J.; BALESTRASSI, P. P. A multivariate robust parameter design approach for optimization of AISI 52100 hardened steel turning with wiper mixed ceramic tool. **International Journal of Refractory Metals and Hard Materials**, v. 30, n. 1, p. 152–163, 2012.

PAIVA, A. P.; PAIVA, E. J.; FERREIRA, J. R.; BALESTRASSI, P. P.; COSTA, S. C.. A multivariate mean square error optimization of AISI 52100 hardened steel turning. **International Journal of Advanced Manufacturing Technology**, v. 43, n. 7–8, p. 631–643, 2009.

PAIVA, E. J.; RODRIGUES, L. O.; COSTA, S. C.; PAIVA, A. P.; BALESTRASSI, P. P. FCAW process optimization using the multivariate mean square error. **Welding International**, v. 26, n. 2, p. 79–86, 2012.

PARVIN, S.; PANAHI, S.; VELMURUGAN, C. Research Impact of the Iranian Publications on Social Networks in Scopus Indexed. **Library Philosophy and Practice**, v. 1, n. May, p. 1–18, 2019.

PATIL, V. T. **Metrology and quality control**. 15th editi ed. Shivaji Nagar: Nirali Prakashan, 2018.

PEREIRA, R. B. D.; BRANDÃO, L. C.; PAIVA, A. P.; FERREIRA, J. R.; DAVIM J. P. A review of helical milling process. **International Journal of Machine Tools and Manufacture**, v. 120, n. May, p. 27–48, 2017

PEREIRA, R. B. D; LEITE, R. R.; ALVIM, A. C.; PAIVA, A. P.; BALESTRASSI, P. P., FERREIRA, J. R., DAVIM, J. P. Multivariate robust modeling and optimization of cutting forces of the helical milling process of the aluminum alloy Al 7075. **International Journal of Advanced Manufacturing Technology**, v. 95, n. 5–8, p. 2691–2715, 2018.

PEREIRA, R. B. D; HINCAPIE, C. A. A.; CAMPOS, P. H. S.; PAIVA, A. P.; FERREIRA, J. R. Multivariate global index and multivariate mean square error optimization of AISI 1045 end milling. **The International Journal of Advanced Manufacturing Technology**, v. 87, n. 9–12, p. 3195–3209, 2016.

PERVAIZ, S.; KANNAN, S.; KISHAWY, H. A. An extensive review of the water consumption and cutting fluid based sustainability concerns in the metal cutting sector. **Journal of Cleaner Production**, v. 197, p. 134–153, 2018.

PHILIP, S. D.; CHANDRAMOHAN, P.; RAJESH, P. K. Prediction of surface roughness in end milling operation of duplex stainless steel using response surface methodology. **Journal of**

Engineering Science and Technology, v. 10, n. 3, p. 340–352, 2015.

POLICENA, M. R.; DEVITTE, C.; FRONZA, G.; GARCIA, R. F.; SOUZA, A. J. Surface roughness analysis in finishing end-milling of duplex stainless steel UNS S32205. **International Journal of Advanced Manufacturing Technolog**y, v. 98, n. 5–8, p. 1617–1625, 2018.

QAZI, M. I.; ABAS, M.; KHAN, R.; SALEEM, W.; PRUNCU, C. I.; OMAIR, M. Experimental Investigation and Multi-Response Optimization of Machinability of AA5005H34 Using Composite Desirability Coupled with PCA. **Metals**, v. 11, n. 2, p. 235, 2021.

QUESADA, G. M.; DEL CASTILLO, E. A Dual-Response Approach to the Multivariate Robust Parameter Design Problem. **Technometrics**, v. 46, n. 2, p. 176–187, 2004.

QUINTEN, M. **A Practical Guide to Surface Metrology**. Cham: Springer International Publishing, 2019.

RAO, S. S. **Engineering optimization: theory and practice**. 4th. ed. Upper Saddle River: John Wiley & Sons, 2009.

RENCHER, A. C. **Methods of Multivariate Analysis**. New York, NY, USA: John Wiley & Sons, Inc., 2002.

REZAEI, N.; AHMADI, A.; KHAZALI, A.; AGHAEI, J. Multiobjective Risk-Constrained Optimal Bidding Strategy of Smart Microgrids: An IGDT-Based Normal Boundary Intersection Approach. **IEEE Transactions on Industrial Informatics**, v. 15, n. 3, p. 1532–1543, 2019.

ROBINSON, T. J.; ANDERSON-COOK, C. M. **Robust Parameter Designs. In: Design and Analysis of Experiments**.v. 3p. 443–469, 2012.

ROBINSON, T. J.; BORROR, C. M.; MYERS, R. H. Robust Parameter Design: A Review. **Quality and Reliability Engineering International**, v. 20, n. 1, p. 81–101, 2004.

ROCHA, L. C. S. **Método da ponderação entrópica para otimização multiobjetivo robusta de modelos de superfície de resposta**. Tese de doutorado. Universidade Federal de Itajubá, 2017.

RODRIGUES, V. F. S.; FERREIRA, J. R., PAIVA, A. P.; SOUZA, L. G. P.; PEREIRA, R. B. D.; BRANDRÃO, L. C. Robust modeling and optimization of borehole enlarging by helical milling of aluminum alloy Al7075. **The International Journal of Advanced Manufacturing Technology**, v. 100, n. 9–12, p. 2583–2599, 2019.

ROMANO, D.; VARETTO, M.; VICARIO, G. Multiresponse Robust Design: A General Framework Based on Combined Array. **Journal of Quality Technology**, v. 36, n. 1, p. 27–37, 2004.

VARUN, S.; PARKHI, S. Optimization of Multiple process parameter of Milling (multi-objective) on AISI 202 stainless steel using Taguchi based grey relational analysis. **International Journal of Engineering Trends and Technology**, v. 68, n. 10, p. 81–86, 2020.

SALGADO JÚNIOR, A. R. **Otimização de múltiplos duais correlacionados no processo de torneamento do aço de corte fácil ABNT 12L14**. Dissertação de mestrado. Universidade Federal de Itajubá, 2010.

SAMBEDANA, S.; SUBHASH, N.; RAJ, P. N.; JAGADEESHA, T. Experimental Study on Surface Roughness and Optimization of Process Parameters Using ANN-GA in Milling of Super-Duplex Stainless Steel Under Dry and Wet Conditions. In: **Advances in Manufacturing Technology**. Springer Singapore, p. 399–409, 2019.

SANDVIK COROMANT. **Fresa de topo**. Disponível em: <https://www.sandvik.coromant.com/pt-pt/products/Pages/productdetails.aspx?c=R390- 025A25-11M&f=1>. Acesso em: 23 set. 2020a.

SANDVIK COROMANT. **Pastilha de corte**. Disponível em: <https://www.sandvik.coromant.com/pt-pt/pages/search15products.aspx?tpcleaf=INSMILG_COR&q=R390-11T308M-MM>. Acesso em: 23 set. 2020b.

SASINDRAN, V.; VIGNESH, M., KRISHNA, S. A.; MADUSUDHANAN, A.; GOKULACHANDRAN, J. Optimization of Milling Parameters of Gun Metal Using Fuzzy Logic and Artificial Neural Network Approach. **IOP Conference Series: Materials Science and Engineering**, v. 577, n. 1, p. 012010, 2019.

SELVARAJ, D. P.; CHANDRAMOHAN, P.; MOHANRAJ, M.; RAJESH, P. K. Experimental Investigations on Surface Roughness, Cutting Force and Tool Wear of Duplex Stainless Steel in End Milling Using Taguchi Method. **International Review of Mechanical Engineering**, v. 7, n. 6, p. 1133–1141, 2013.

SELVARAJ, D. P. Optimization of cutting force of duplex stainless steel in dry milling operation. **Materials Today: Proceedings**, v. 4, n. 10, p. 11141–11147, 2017.

SELVARAJ, D. P.; CHANDRAMOHAN, P.; CHANDRASEKAR, P. Experimental investigations of nitrogen alloyed duplex stainless steel in dry milling process. **Journal of Engineering Science and Technology**, v. 13, n. 2, p. 321–331, 2018.

SELVARAJ, D. P.; CHANDRAMOHAN, P.; RAJESH, P. K. Optimization of milling parameters of ASTM a 995 grade 4A Duplex Stainless Steel using Taguchi Technique. **International Journal of Recent Technology and Engineering**, v. 8, n. 3, p. 5840–5843, 2019.

SILVA, F.; MARTINHO, R.; MARTINS, C.; LOPES, H.; GOUVEIA, R. Machining GX2CrNiMoN26-7-4 DSS Alloy: Wear Analysis of TiAlN and TiCN/Al2O3/TiN Coated Carbide Tools Behavior in Rough End Milling Operations. **Coatings**, v. 9, n. 6, p. 392 (1–21), 2019.

SILVA, M. A.; BATISTA, B. A.; Batista, L. A. Caracterização de um aço inoxidável duplex em comparação a aços inoxidáveis ferriticos e austeníticos em relação à microestrutura e propriedades mecânicas em tração. **Anais Do Enemet - Encontro Nacional de Estudantes de Engenharia Metalúrgica, de Materiais e de Minas**, p. 1571-1576, 2017.

SHIN, S.; SAMANLIOGLU, F.; CHO, B. R.; WIECEK, M. M. Computing trade-offs in robust design: Perspectives of the mean squared error. **Computers & Industrial Engineering**, v. 60, n. 2, p. 248–255, 2011.

SHIN, S.; CHO, B. R. Studies on a biobjective robust design optimization problem. **IIE Transactions**, v. 41, n. 11, p. 957–968, 2009.

SINGH, T.; DUREJA, J. S.; DOGRA, M.; BHATTI, M. S. Multi-response optimization in environment friendly turning of AISI 304 austenitic stainless steel. **Multidiscipline Modeling in Materials and Structures**, v. 15, n. 3, p. 538–558, 2019.

SIOW, K. S.; SONG, T. Y.; QIU, J. H. Pitting corrosion of duplex stainless steels. **Anti-Corrosion Methods and Materials**, v. 48, n. 1, p. 31–37, 2001.

SMITH, G. T. **Industrial Metrology**. London: Springer London, 2002.

STEPHENSON, D. A.; AGAPIOU, J. S. **Metal Cutting Theory and Practice**. 3rd. ed. Boca Raton: CRC Press, 2016.

TABACHNICK, B. G.; FIDELL, L. S. **Using Multivariate Statistics**. 5th. ed. Boston: Pearson Education, 2006.

TAGUCHI, G. **Introduction to Quality Engineering: Designing Quality into Products and Processes**. 1. ed. New York, USA, 1986.

TEIXEIRA FILHO, F. **A utilização de fluido de corte no fresamento do aço inoxidável 15-5PH**. Tese de doutorado. Universidade Estadual de Campinas, 2006.

TRANFIELD, D.; DENYER, D.; SMART, P. <Tranfield, Denyer, Smart - 2003 - Towards a methodology for developing evidence-informed management knowledge by means of systematic rev.pdf>. v. 14, p. 207–222, 2003.

UHLMANN, E.; RIEMER, H.; SCHRÖTER, D.; SAMMLER, F.; RICHARZ, S. Substitution of Coolant by Using a Closed Internally Cooled Milling Tool. **Procedia CIRP**, v. 61, p. 553–557, 2017.

VAHIDINASAB, V.; JADID, S. Normal boundary intersection method for suppliers' strategic bidding in electricity markets: An environmental/economic approach. **Energy Conversion and Management**, v. 51, n. 6, p. 1111–1119, jun. 2010.

VIEIRA, J. T.; PEREIRA, R. B. D.; FREITAS, S. A.; LAURO, C. H.; BRANDÃO, L. C. Multi-objective robust evolutionary optimization of the boring process of AISI 4130 steel. **The International Journal of Advanced Manufacturing Technology**, v. 112, n. 5–6, p. 1745–1765, 2021.

KUMAR, S.V.; CHEEPU, M.; VENKATESWARLU, D.; ASOHAN, P.; KUMAR, V.S. Modelling of End Milling of AA6061-TiCp Metal Matrix Composite. **IOP Conference Series: Materials Science and Engineering**, v. 330, n. 1, p. 012063, 2018.

VINING, G. G. A Compromise Approach to Multiresponse Optimization. **Journal of Quality Technology**, v. 30, n. 4, p. 309–313, 1998.

VINING, G. G.; MYERS, R. H. Combining Taguchi and Response Surface Philosophies: A Dual Response Approach. **Journal of Quality Technology**, v. 22, n. 1, p. 38–45, 1990.

WANG, S.; CHEN, J.; YAN, W. Regular Neural Network Based Machining Parameters Optimization Model Of NC Machine Tool. **MATEC Web of Conferences**, v. 232, p. 01006, 2018.

WANG, Y.; LI, L.; LINGLING, L.; CAI, W. Exploring the effect of un-deformed chip parameters on energy consumption for energy efficiency improvement in the milling. **Procedia CIRP**, v. 72, p. 1380–1385, 2018.

WELCH, W. J.; YU, T-K.; KANG, S. M.; SACKS, J. Computer Experiments for Quality Control by Parameter Design. **Journal of Quality Technology**, v. 22, n. 1, p. 15–22, 1990.

WOJCIECHOWSKI, S.; MARUDA, W.; Krolczyk, G. M.; NIESŁONY, P. Application of signal to noise ratio and grey relational analysis to minimize forces and vibrations during precise ball end milling. **Precision Engineering**, v. 51, n. May 2017, p. 582–596, 2018a.

WOJCIECHOWSKI, S.; WIACKIEWICZ, M.; KROLCZYK, G. M. Study on metrological relations between instant tool displacements and surface roughness during precise ball end milling. **Measurement**, v. 129, n. June, p. 686–694, 2018b.

YAN, J.; LI, L. Multi-objective optimization of milling parameters – the trade-offs between energy, production rate and cutting quality. **Journal of Cleaner Production**, v. 52, p. 462–471, 2013.

YANG, J.-B.; SEN, P. Preference modelling by estimating local utility functions for multiobjective optimization. **European Journal of Operational Research**, v. 95, n. 1, p. 115–138, 1996.

YANG, M.; XIA, E. A Systematic Literature Review on Pricing Strategies in the Sharing Economy. **Sustainability**, v. 13, n. 17, p. 9762, 2021.

YUSUF, N. K.; LAJIS, M. A.; AHMAD, A. Multiresponse Optimization and Environmental Analysis in Direct Recycling Hot Press Forging of Aluminum AA6061. **Materials**, v. 12, n. 12, p. 1918, 2019.

ZAHOOR, S.; AMEEN, F.; ABDUL-KADER, W.; STAGNER, J. Environmentally conscious machining of Inconel 718: surface roughness, tool wear, and material removal rate assessment. **The International Journal of Advanced Manufacturing Technology**, v. 106, n. 1–2, p. 303–313, 2020.

ZHANG, C.; LI, W.; JIANG, P.; GU, P. Experimental investigation and multi-objective optimization approach for low-carbon milling operation of aluminum. **Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part C: Journal of Mechanical Engineering Science**, v. 231, n. 15, p. 2753–2772, 2017.

ZHANG, L.; ZHONG, Z. Q.; QIU, L. C.; SHI, H. D.; LAYYOUS, A.; LIU, S. P. Coated cemented carbide tool life extension accompanied by comb cracks: The milling case of 316L stainless steel. **Wear**, v. 418–419, n. November 2018, p. 133–139, 2019.

ZHANG, Z.; MING, W.; ZHANG, Y.; YIN, L.; XUE, T.; YU, H.; CHEN, Z.; LIAO, D.; ZHANG, G. Analyzing sustainable desempenho on high-precision molding process of 3D ultra-thin glass for smart phone. **Journal of Cleaner Production**, v. 255, p. 120196, 2020.

ZHAO, D.; WANG, Y.; WANG, X., WANG, X.; CHEN, F.; LIANG, D. Process analysis and optimization for failure energy of spot welded titanium alloy. **Materials & Design**, v. 60, p. 479–489, 2014.

ZHOU, G.; ZHANG, C.; LU, F.; ZHANG, J. Integrated optimization of cutting parameters and tool path for cavity milling considering carbon emissions. **Journal of Cleaner Production**, v. 250, p.

119454, 2020.

ZHOU, L.; LI, J.; LI, F.; XU, X.; WANG, L.; WANG, G.; KONG, L. An improved cutting power model of machine tools in milling process. **The International Journal of Advanced Manufacturing Technology**, v. 91, n. 5–8, p. 2383–2400, 2017.

ZHOU, X.; LIN, D. K. J.; HU, X.; JIANG, T. Robust parameter design based on Kullback-Leibler divergence. **Computers & Industrial Engineering**, v. 135, n. April 2018, p. 913–921, 2019.

9 APÊNDICES

9.1 Apêndice I – Superfícies de respostas e gráficos de contornos

Nas próximas páginas são apresentados as superfícies de respostas e os gráficos de contorno que envolvem as variáveis de controle e ruído que mais influenciaram nas rugosidades (R_a, R_q, R_t e R_z), taxa de remoção de material (*MRR*), consumo de energia elétrica (CE_{elet}) e quantidade de emissão de dióxido de carbono (QE_{CO2}).

Figura 9.1 – Superfície de resposta e gráfico de contorno para R_a x v_b x f_z

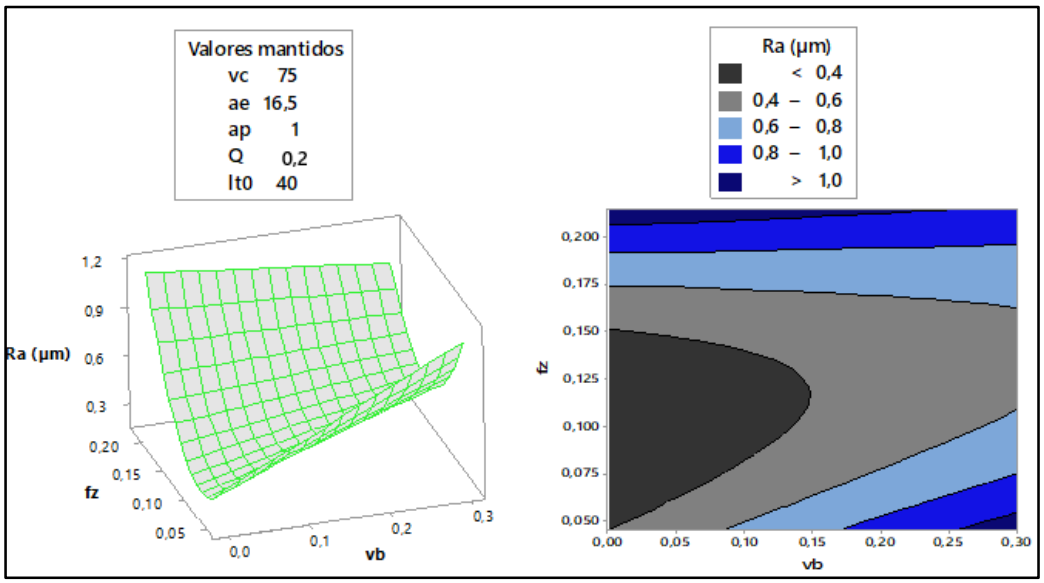


Figura 9.2 – Superfície de resposta e gráfico de contorno para R_a x v_b x Q

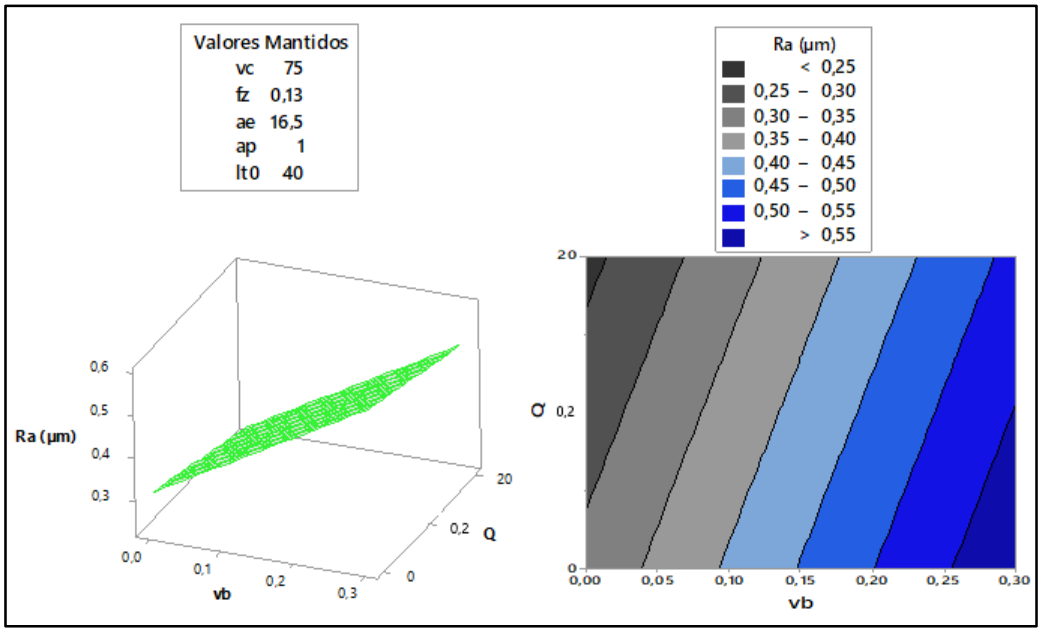


Figura 9.3 – Superfície de resposta e gráfico de contorno para R_a x f_z x Q

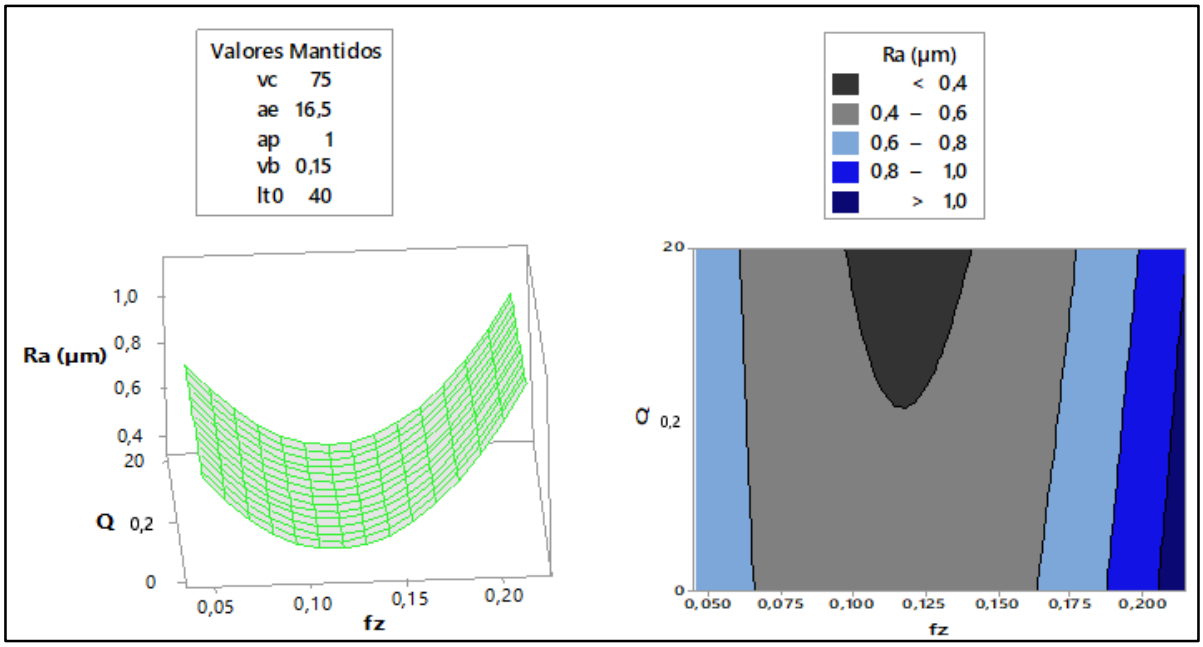


Figura 9.4 – Superfície de resposta e gráfico de contorno para R_q x v_b x f_z

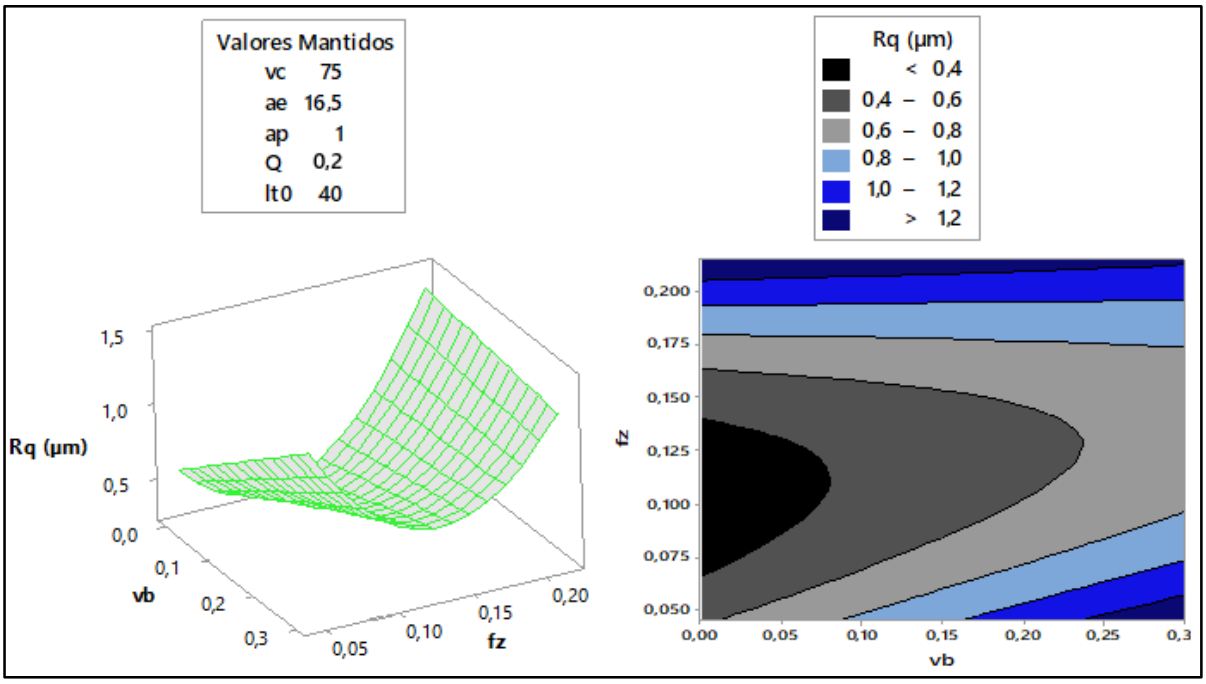


Figura 9.5 – Superfície de resposta e gráfico de contorno para R_q x v_b x Q

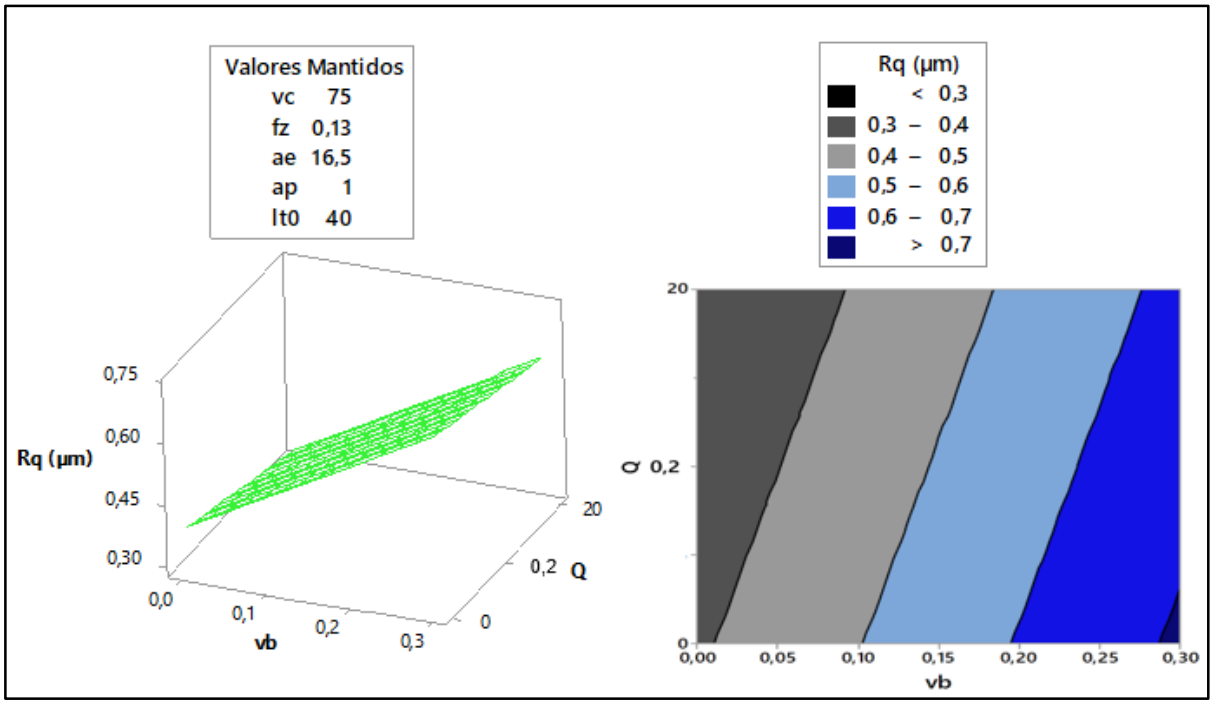


Figura 9.6 – Superfície de resposta e gráfico de contorno para R_q x f_z x Q

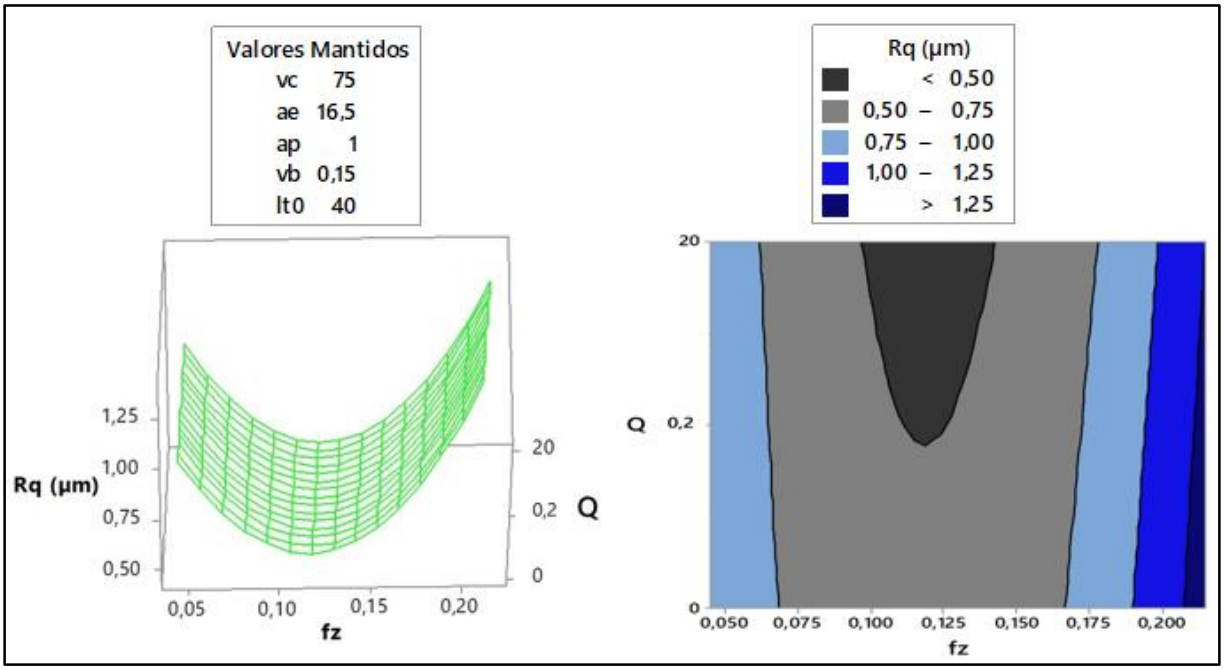


Figura 9.7 – Superfície de resposta e gráfico de contorno para R_t x v_b x f_z

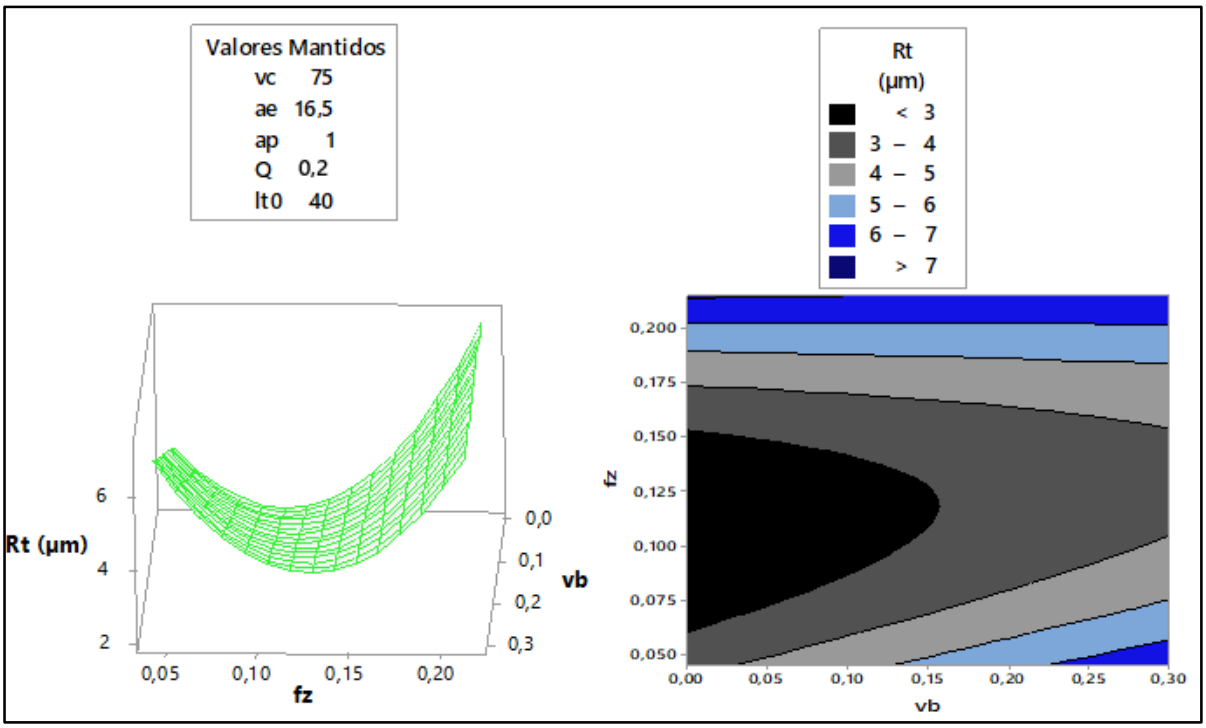


Figura 9.8 – Superfície de resposta e gráfico de contorno para R_t x v_b x Q

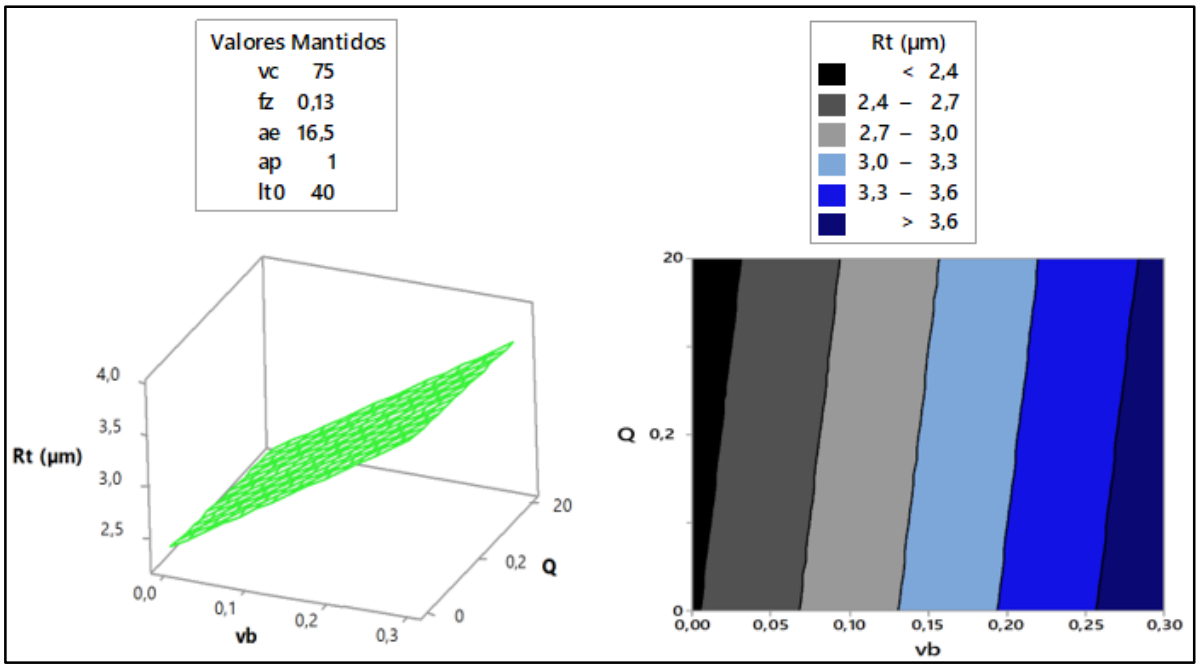


Figura 9.9 – Superfície de resposta e gráfico de contorno para R_t x f_z x Q

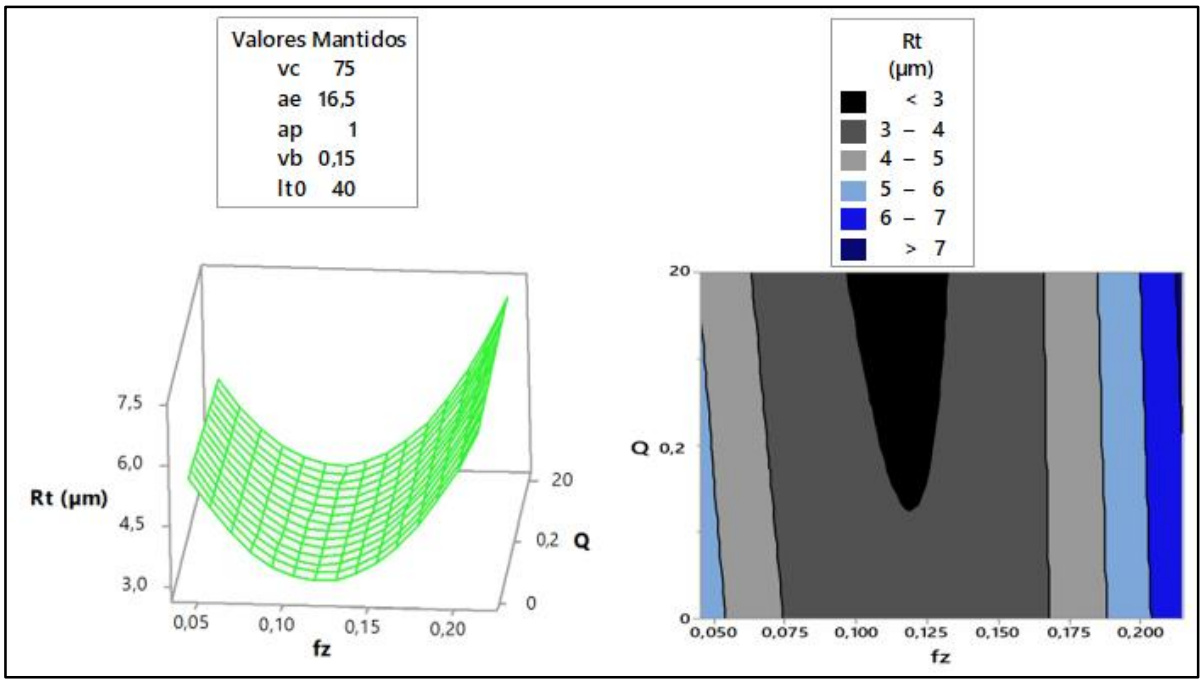


Figura 9.10 – Superfície de resposta e gráfico de contorno para R_z x v_b x f_z

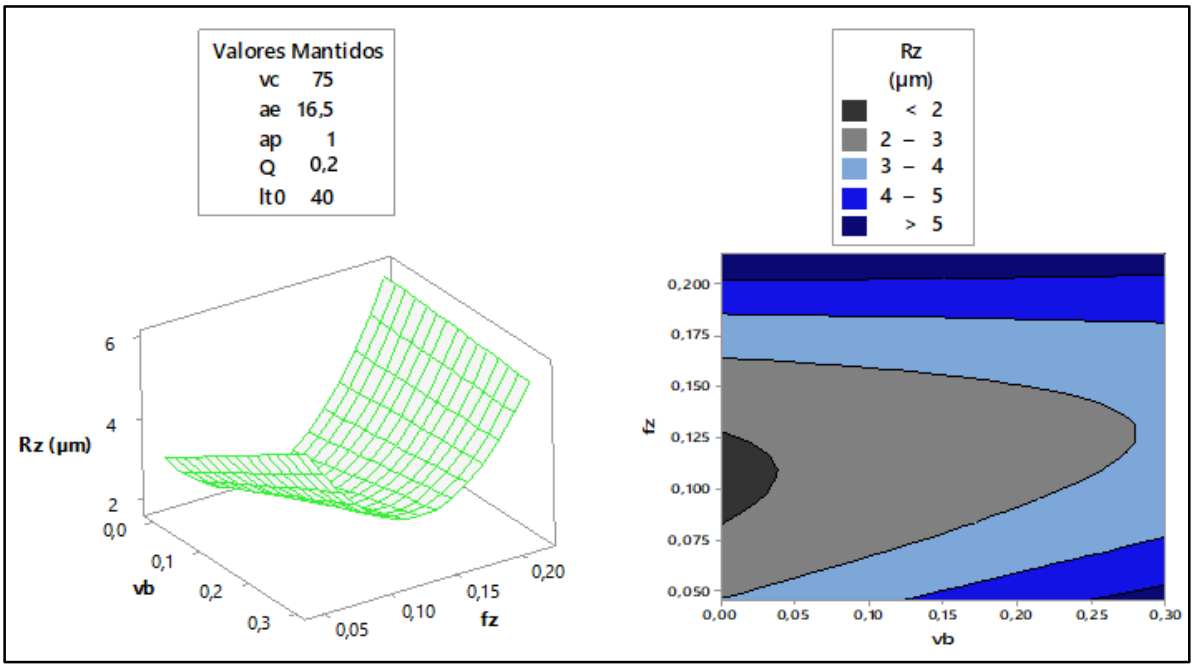


Figura 9.11 – Superfície de resposta e gráfico de contorno para R_z x v_b x Q

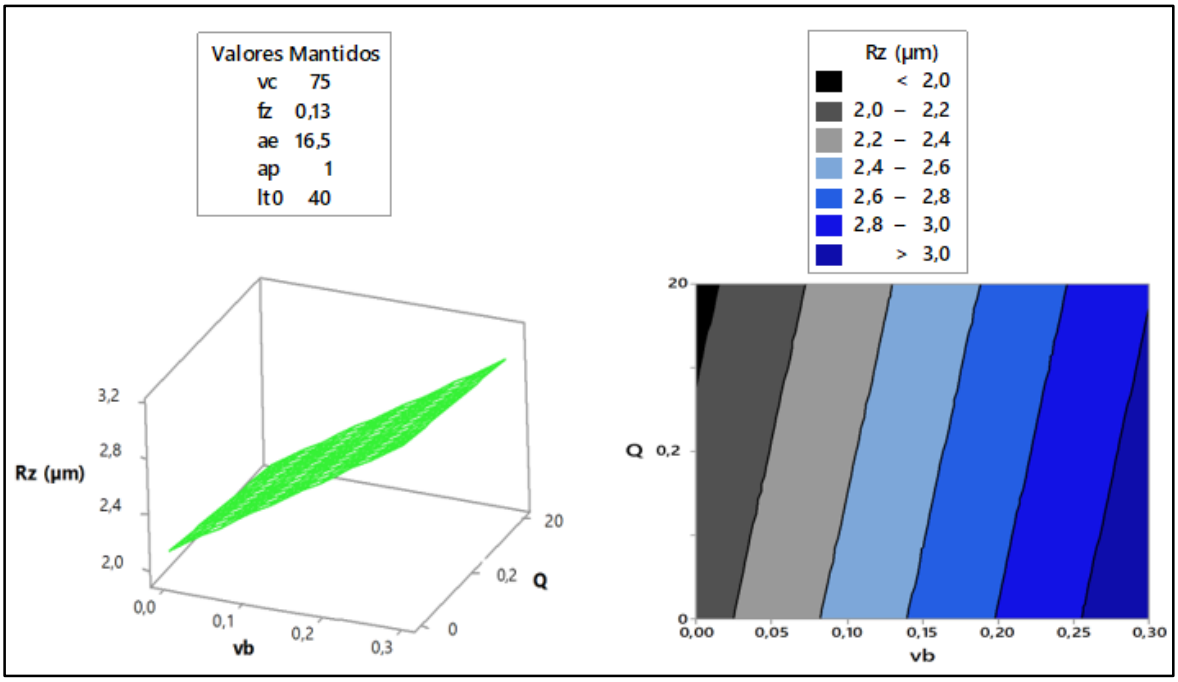


Figura 9.12 – Superfície de resposta e gráfico de contorno para R_z x f_z x Q

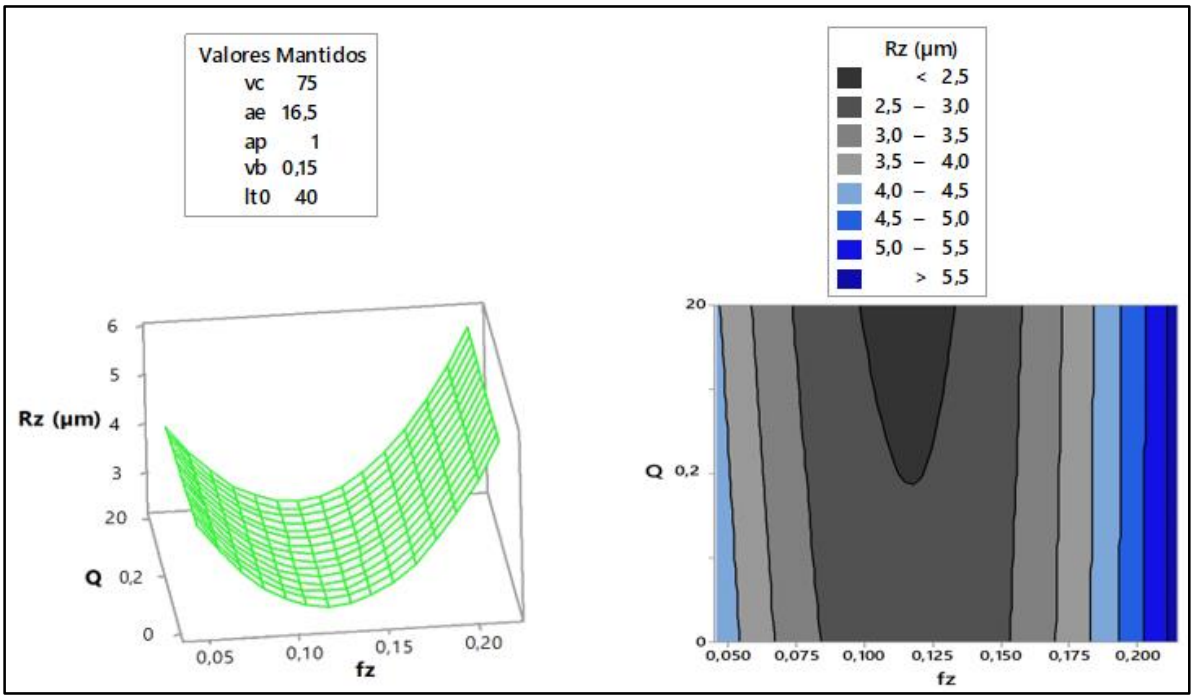


Figura 9.13 – Superfície de resposta e gráfico de contorno para *MRR* x f_z x v_c

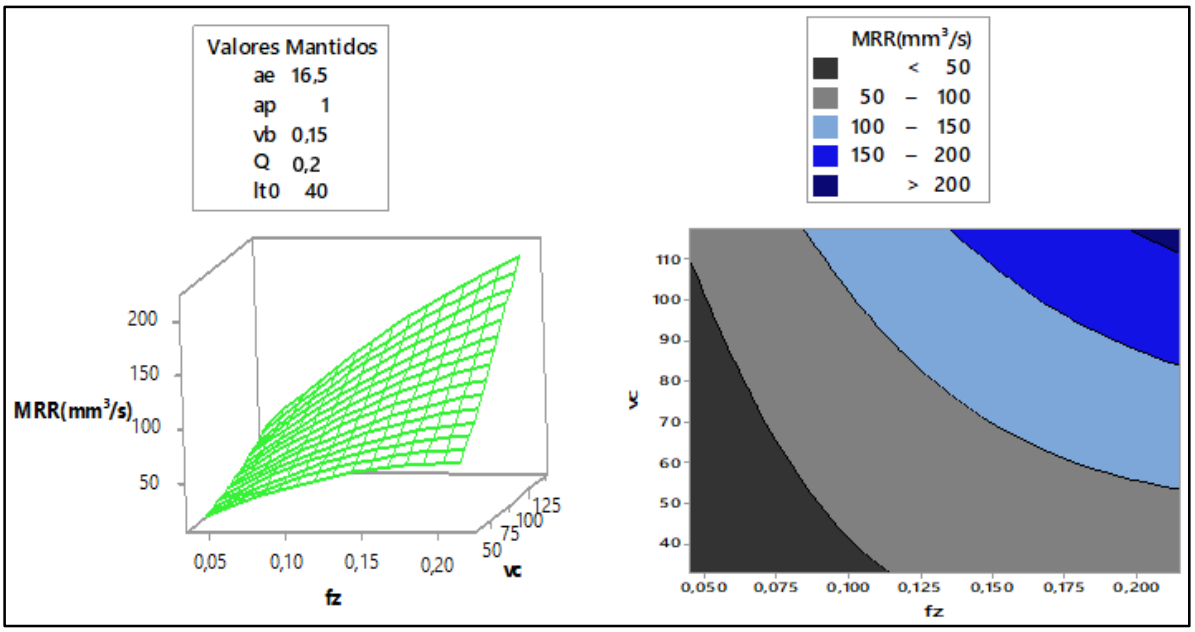


Figura 9.14 – Superfície de resposta e gráfico de contorno para *MRR* x f_z x a_p

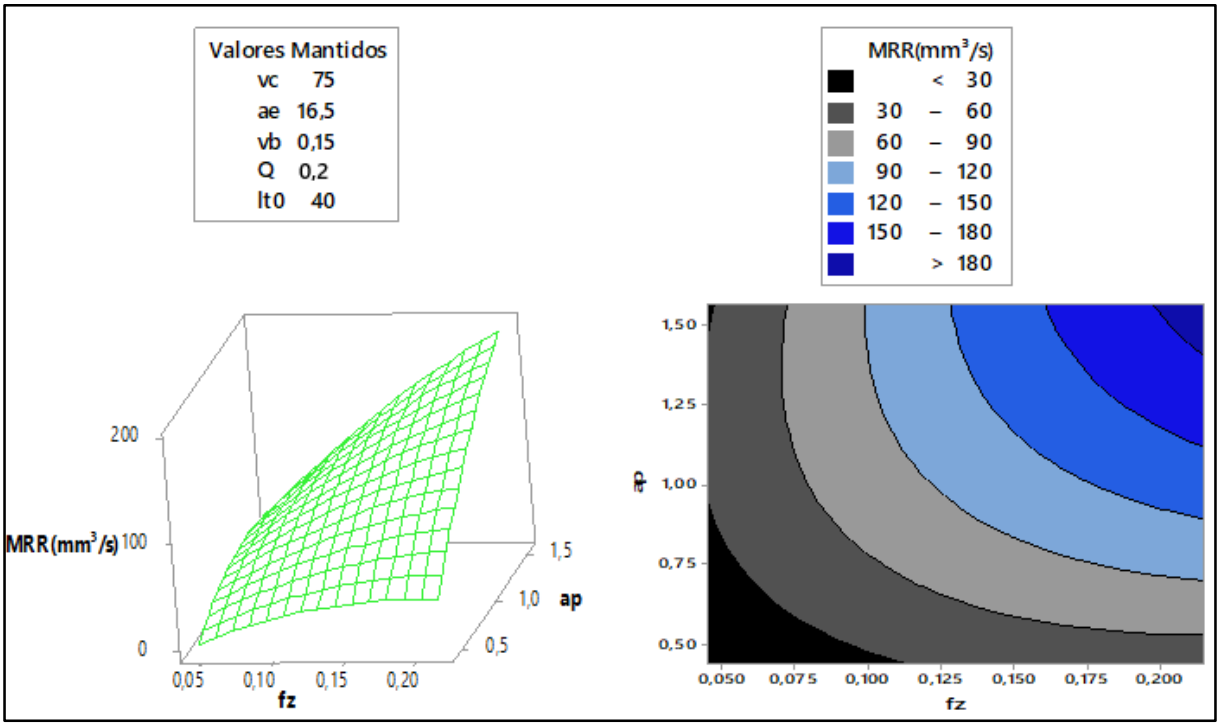


Figura 9.15 – Superfície de resposta e gráfico de contorno para *MRR* x f_z x a_e

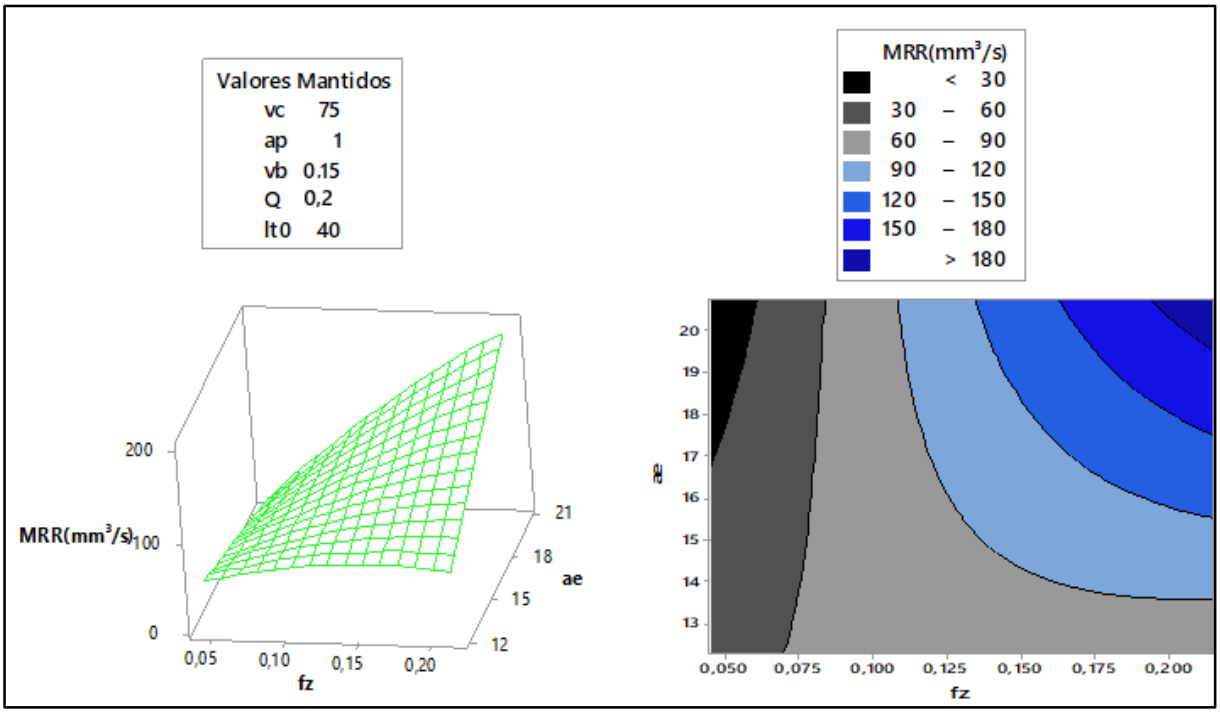


Figura 9.16 – Superfície de resposta e gráfico de contorno para CE_{elet} x a_p x f_z

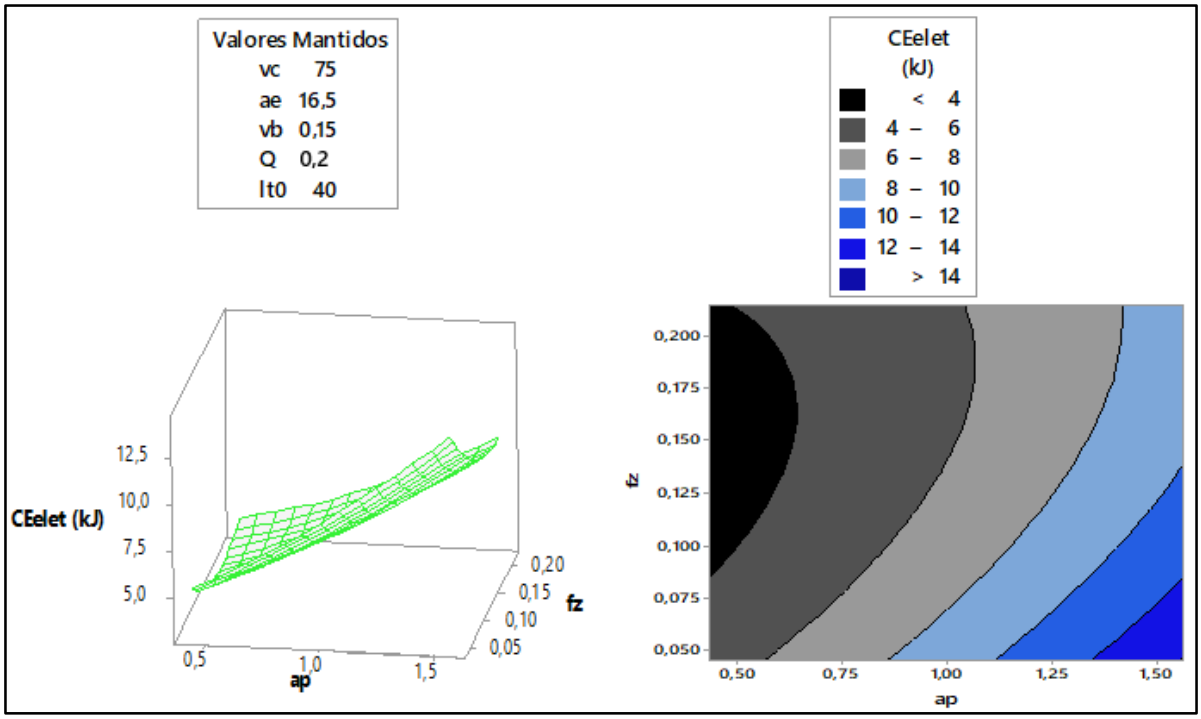


Figura 9.17 – Superfície de resposta e gráfico de contorno para CE_{elet} x a_p x a_e

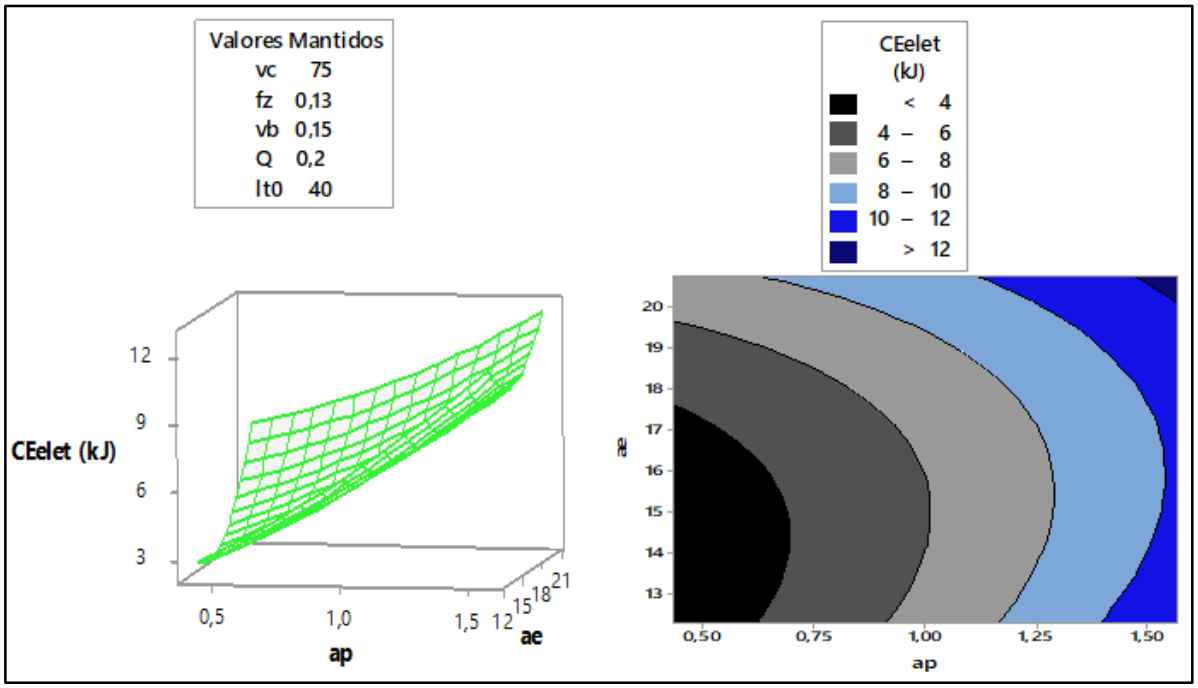


Figura 9.18 – Superfície de resposta e gráfico de contorno para CE_{elet} x f_z x a_e

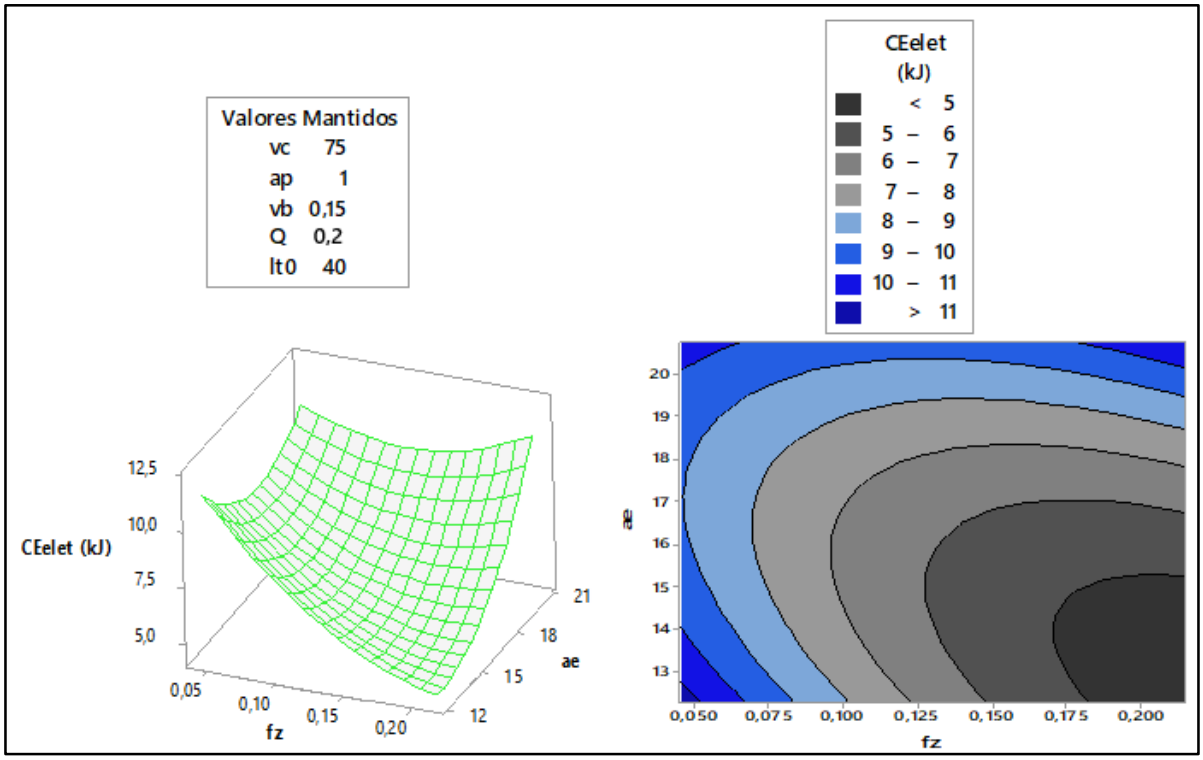


Figura 9.19 – Superfície de resposta e gráfico de contorno para QE_{CO2} x a_p x f_z

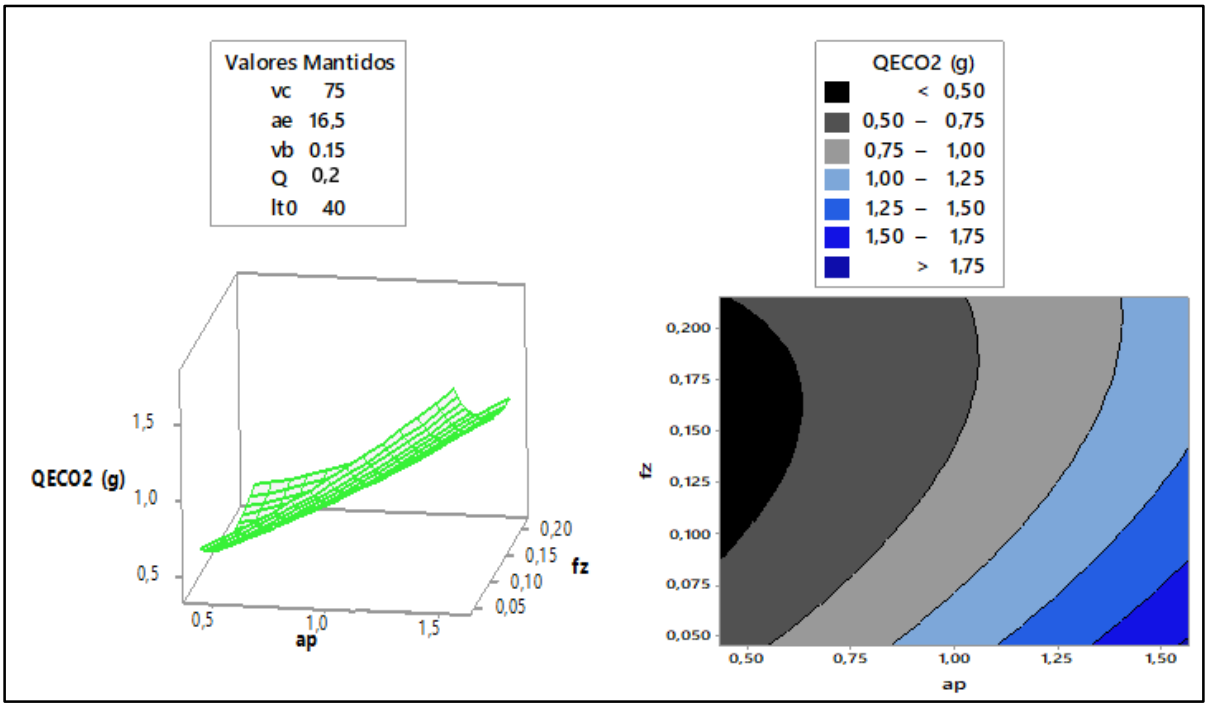


Figura 9.20 – Superfície de resposta e gráfico de contorno para QE_{CO2} x a_p x a_e

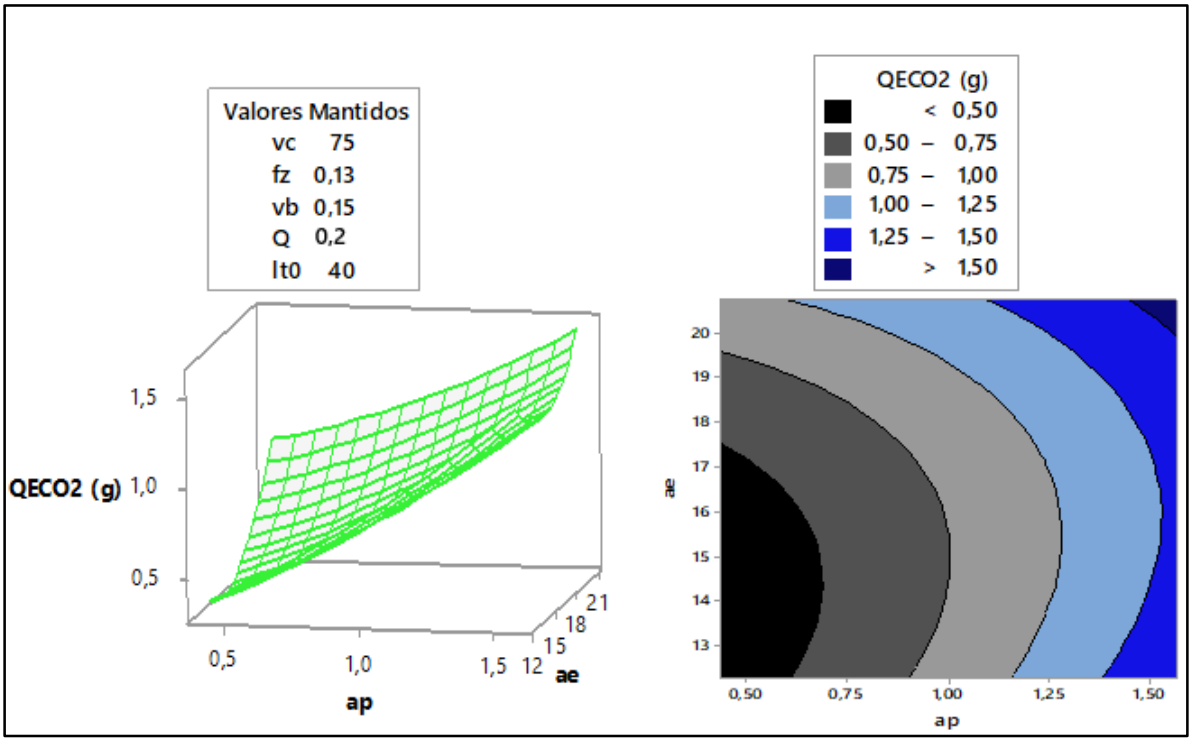
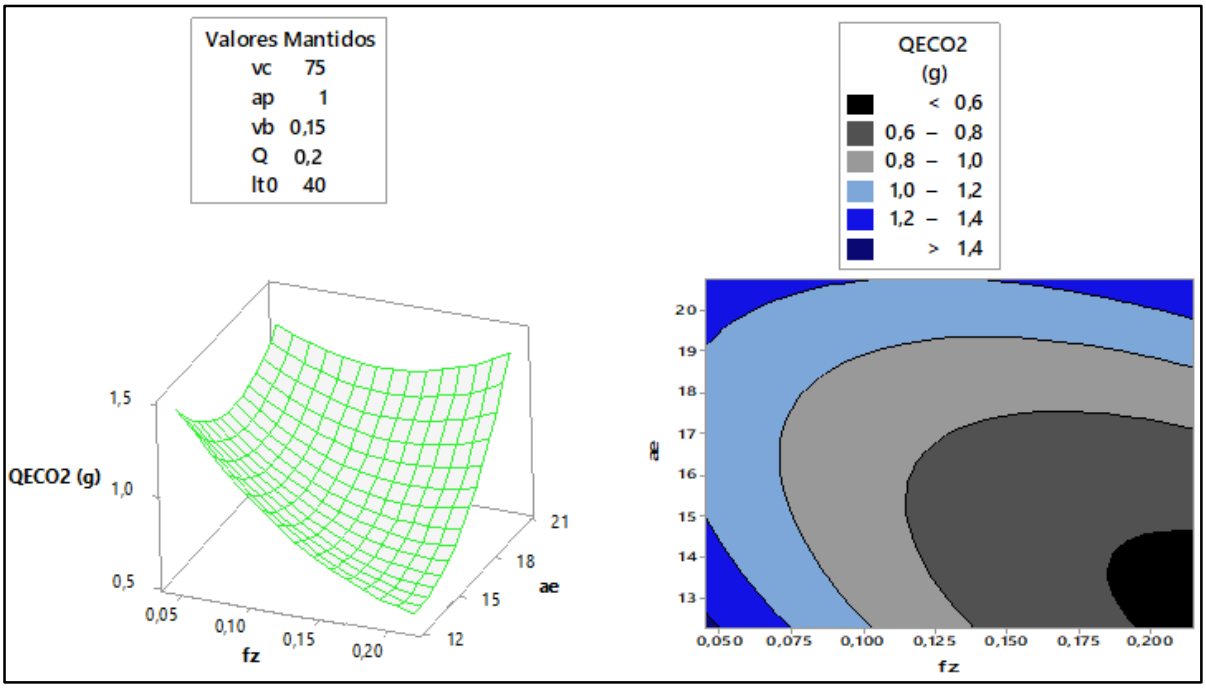


Figura 9.21 – Superfície de resposta e gráfico de contorno para QE_{CO2} x f_z x a_e



9.2 Apêndice II – Otimização aplicando o método EQMMFR-NBI

Para realizar a otimização aplicando o método EQMMFR-NBI deve-se seguir os passos que foram discutidos no capítulo 4 deste trabalho. As próximas seções exemplificarão os procedimentos de cálculos das etapas consideradas as mais importantes ao utilizar a metodologia proposta nesta tese.

9.2.1 ANOVA para análise de curvatura

Executados os experimentos e coletado os dados referentes às variáveis de respostas, efetuou-se os cálculos para realizar o teste de curvatura das variáveis de saída do processo. Para isso utilizou-se a quantidade de pontos fatoriais (n_F), a quantidade dos pontos centrais (n_C), a média dos valores no ponto fatorial $(\bar{y}_F)$ utilizando os dados encontrados entre as linhas 1 e 64, e a média dos valores no ponto central $(\bar{y}_C)$ dos dados entre as linhas 73 a 82, conforme o projeto de experimentos planejado neste trabalho.

Em seguida, utilizando as Equações 9.1 e 9.2 ,respectivamente, determinou-se os valores do quadrado médio puro $\left(MS_{Quadrático\ puro}\right)$ e do erro quadrático médio (MS_{erro}). A relação entre essas duas equações permite calcular a estatística de Fisher (F_0), conforme Equação 9.3.

$$MS_{\text{Quadrático puro}} = SS_{\text{Quadrático puro}} = \frac{n_F n_C \left(\bar{y}_F - \bar{y}_C\right)^2}{n_F + n_C} \tag{9.1}$$

$$MS_{\text{Erro}} = \frac{SS_{\text{Erro}}}{n_C - 1} = \frac{\sum_{i=1}^{n_C}\left(y_i - \bar{y}_C\right)^2}{n_C - 1} \tag{9.2}$$

$$F_0 = \frac{MS_{\text{Quadrático puro}}}{SS_{\text{Erro}}} = \frac{\dfrac{n_F n_C \left(\bar{y}_F - \bar{y}_C\right)^2}{n_F + n_C}}{\dfrac{\sum_{i=1}^{n_C}\left(y_i - \bar{y}_C\right)^2}{n_C - 1}} \tag{9.3}$$

Calculado a estatística F_0 , esse número é comparado com o valor crítico de Fisher (F) que é determinado utilizando a integral imprópria de Fisher-Snedecor (ver Equação 4.5 e 4.6). Como esta integral é difícil de ser solucionada manualmente, diversos *softwares*, como Excel®, apresentam algoritmos para estabelecer o valor de F. Neste caso para o cálculo no Excel® foi utilizado a seguinte sintaxe "$INV.F(\alpha; \upsilon_1; \upsilon_2)$", onde α é o nível de significância de 5%, $\upsilon_1 = 1$ é o número de graus de liberdade associada à variância estimada entre os pontos fatoriais/centrais e $\upsilon_2 = n_c - 1$ é o número de graus de liberdade associado ao estimador de variância do erro experimental nos pontos centrais.

Determinados os valores de F e F_0 foi possível verificar se os dados coletados do processo apresenta ou não curvatura. Se o valor de $F_0 > F$, então rejeita-se a hipótese nula e quando esta condição é satisfeita, então pode-se afirmar que os dados podem ser modelados por equações de segunda ordem. As Figuras 9.22 e 9.23 apresenta um "*print*" da tela do Excel® que resume os cálculos da ANOVA realizados para verificar se os dados coletados do processo apresentam ou não curvatura.

Figura 9.22 – Cálculos para testar a curvatura das rugosidades

ANOVA R_a		ANOVA R_q		ANOVA R_t		ANOVA R_z	
Parâmetros de cálculo		*Parâmetros de cálculo*		*Parâmetros de cálculo*		*Parâmetros de cálculo*	
n_F	64	n_F	64	n_F	64	n_F	64
n_C	10	n_C	10	n_C	10	n_C	10
$\bar{y}_F$	0,651	$\bar{y}_F$	0,790	$\bar{y}_F$	4,339	$\bar{y}_F$	3,525
$\bar{y}_C$	0,404	$\bar{y}_C$	0,499	$\bar{y}_C$	2,943	$\bar{y}_C$	2,569
$MS_{Quadrado\ Puro}$	0,527	$MS_{Quadrado\ Puro}$	0,732	$MS_{Quadrado\ Puro}$	16,850	$MS_{Quadrado\ Puro}$	7,899
MS_{Erro}	0,002	MS_{Erro}	0,004	MS_{Erro}	0,136	MS_{Erro}	0,030
F_0	221,721	F_0	199,243	F_0	123,596	F_0	263,063
υ_1	1	υ_1	1	υ_1	1	υ_1	1
υ_2	9	υ_2	9	υ_2	9	υ_2	9
Valor crítico (*F*)	0,0042	Valor crítico (*F*)	0,0042	Valor crítico (*F*)	0,0042	Valor crítico (*F*)	0,0042
Conclusão	**Como F_0 > F, rejeita-se H_0**	Conclusão	**Como F_0 > F, rejeita-se H_0**	Conclusão	**Como F_0 > F, rejeita-se H_0**	Conclusão	**Como F_0 > F, rejeita-se H_0**

Figura 9.23 – Cálculos para testar a curvatura da *MRR*, CE_{elet} e QE_{CO2}

ANOVA *MRR*		ANOVA CE_{elet}		ANOVA QE_{CO2}	
Parâmetros de cálculo		*Parâmetros de cálculo*		*Parâmetros de cálculo*	
n_F	64	n_F	64	n_F	64
n_C	10	n_C	10	n_C	10
$\bar{y}_F$	91,559	$\bar{y}_F$	6,883	$\bar{y}_F$	0,868
$\bar{y}_C$	98,750	$\bar{y}_C$	5,970	$\bar{y}_C$	0,749
$MS_{Quadrado\ Puro}$	447,160	$MS_{Quadrado\ Puro}$	7,214	$MS_{Quadrado\ Puro}$	0,122
MS_{Erro}	62,746	MS_{Erro}	0,231	MS_{Erro}	0,005
F_0	7,126	F_0	31,248	F_0	25,676
υ_1	1	υ_1	1	υ_1	1
υ_2	9	υ_2	9	υ_2	9
Valor crítico (*F*)	0,0042	Valor crítico (*F*)	0,0042	Valor crítico (*F*)	0,0042
Conclusão	**Como F_0 > F, rejeita-se H_0**	Conclusão	**Como F_0 > F, rejeita-se H_0**	Conclusão	**Como F_0 > F, rejeita-se H_0**

9.2.2 Aplicação da análise fatorial e o cálculo dos escores dos fatores rotacionados.

Verificada a correlação entre as variáveis de respostas, ou seja, a natureza multivariada entre os dados, foi utilizada a técnicas da estatística multivariada denominada análise fatorial para calcular os escores dos fatores rotacionados. O objetivo foi reduzir a dimensionalidade do problema com 7 variáveis de respostas (R_a, R_q, R_t, R_z, *MRR*, CE_{elet} e QE_{CO2}) para 3 variáveis latentes (F_1, F_2 e F_3), sendo estas 3 as utilizadas para otimização dos parâmetros de corte do processo de fresamento.

Para exemplificar o cálculo dos escores dos fatores rotacionados foi realizado, utilizando o Excel®, o passo a passo será demonstrado a seguir e no fim os resultados serão comparados com aqueles estabelecidos o Minitab 17®.

Passo 1: Cálculo da matriz de correlação (R).

A opção pela matriz de correlação deve-se as diferentes escalas ou unidades de medições das variáveis de respostas coletadas durante o a usinagem do material utilizado nesta tese. A matriz de correlação foi construída baseado nos resultados obtidos na etapa de análise de correlação discutida no tópico 9.2.5. A matriz de correlação dos dados experimentais pode ser visualizada conforme Equação 9.4.

$$(\mathbf{R}) = \begin{bmatrix} 1,000 & 0,997 & 0,919 & 0,929 & 0,202 & 0,055 & 0,056 \\ 0,997 & 1,000 & 0,934 & 0,944 & 0,188 & 0,059 & 0,060 \\ 0,919 & 0,934 & 1,000 & 0,951 & 0,180 & 0,078 & 0,080 \\ 0,929 & 0,944 & 0,951 & 1,000 & 0,209 & 0,045 & 0,047 \\ 0,202 & 0,188 & 0,180 & 0,209 & 1,000 & 0,353 & 0,353 \\ 0,055 & 0,059 & 0,078 & 0,045 & 0,353 & 1,000 & 1,000 \\ 0,056 & 0,060 & 0,080 & 0,047 & 0,353 & 1,000 & 1,000 \end{bmatrix} \tag{9.4}$$

Passo 2: Cálculo da matriz de autovetores $(\mathbf{V})$ e autovalores $(\mathbf{L})$ a partir da matriz de correlação $(\mathbf{R})$.

Utilizando o software Minitab 17®, foram estabelecidas as matrizes de autovetores ($\boldsymbol{V}$) e autovalores ($\boldsymbol{L}$) em relação à ($\boldsymbol{R}$). Os valores calculados para as matrizes ($\boldsymbol{V}$) e ($\boldsymbol{L}$) podem ser visualizados conforme Equações 9.5 e 9.6.

$$(\mathbf{V}) = \begin{bmatrix} 0,491 & 0,088 & 0,037 & -0,560 & 0,075 & -0,656 & -0,027 \\ 0,495 & 0,089 & 0,059 & -0,425 & 0,025 & 0,750 & 0,037 \\ 0,486 & 0,075 & 0,080 & 0,571 & 0,651 & -0,034 & -0,004 \\ 0,488 & 0,092 & 0,020 & 0,425 & -0,753 & -0,068 & -0,007 \\ 0,152 & -0,342 & -0,927 & 0,006 & 0,035 & 0,015 & 0,001 \\ 0,089 & -0,653 & 0,255 & -0,010 & -0,017 & 0,028 & -0,707 \\ 0,090 & -0,653 & 0,255 & -0,001 & -0,019 & -0,036 & 0,706 \end{bmatrix} \tag{9.5}$$

$$(\mathbf{L}) = \begin{bmatrix} 3,920 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 2,153 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0,766 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0,133 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0,047 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0,002 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \tag{9.6}$$

Passo 3: Cálculo da matriz de carregamento $(\mathbf{A})$ antes da rotação

O próximo passo foi estabelecer a matriz de carregamento ($\boldsymbol{A}$) e para isso foi utilizada a Equação 9.7, conforme já discutido no capítulo 2 desta tese. A matriz ($\boldsymbol{A}$) possui 7 linhas (referente

às sete variáveis originais – índice *p*) e 3 colunas (referente às variáveis latentes – índice *m*). A raiz quadrada dos 3 primeiros autovalores ($\boldsymbol{L}$) são multiplicados pelos seus respectivos autovetores ($\boldsymbol{V}$). O cálculo dos elementos pertencentes a matriz ($\boldsymbol{A}$) podem ser observado nas Equações 9.8 a 9.10 e a matriz de carregamento ($\boldsymbol{A}$) pode ser visualizada na Equação 9.11.

$$\mathbf{A}_{pxm} = \sqrt{\mathbf{L}} \times \mathbf{V} \tag{9.7}$$

$$\mathbf{A}_1 = \sqrt{3,920} \times \begin{bmatrix} 0,491 \\ 0,495 \\ 0,486 \\ 0,488 \\ 0,152 \\ 0,089 \\ 0,090 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,972 \\ 0,979 \\ 0,963 \\ 0,967 \\ 0,302 \\ 0,176 \\ 0,178 \end{bmatrix} \tag{9.8}$$

$$\mathbf{A}_2 = \sqrt{2,153} \times \begin{bmatrix} 0,088 \\ 0,089 \\ 0,075 \\ 0,092 \\ -0,342 \\ -0,653 \\ -0,653 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,129 \\ 0,131 \\ 0,110 \\ 0,135 \\ -0,501 \\ -0,959 \\ -0,958 \end{bmatrix} \tag{9.9}$$

$$\mathbf{A}_3 = \sqrt{0,766} \times \begin{bmatrix} 0,037 \\ 0,059 \\ 0,080 \\ 0,020 \\ -0,927 \\ 0,255 \\ 0,255 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,033 \\ 0,051 \\ 0,070 \\ 0,018 \\ -0,811 \\ 0,223 \\ 0,223 \end{bmatrix} \tag{9.10}$$

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 0,972 & 0,129 & 0,033 \\ 0,979 & 0,131 & 0,051 \\ 0,963 & 0,110 & 0,070 \\ 0,967 & 0,135 & 0,018 \\ 0,302 & -0,501 & -0,811 \\ 0,176 & -0,959 & 0,223 \\ 0,178 & -0,958 & 0,223 \end{bmatrix} \tag{9.11}$$

Passo 4: Cálculo das comunalidades, soma dos quadrados dos carregamentos e proporção de variação (% Var) para cada fator.

Para calcular as comunalidades, a soma dos quadrados dos carregamentos e a proporção de variação foram usadas as Equações 9.12 a 9.14. Os resultados destes cálculos podem sem visualizados na Tabela 9.1.

$$h_i^2 = \ell_{i1}^2 + \ell_{i2}^2 + \cdots + \ell_{im}^2 \tag{9.12}$$

$$SSL_j = \sum_{i=1}^{p} a_{ij}^2 \text{ , para cada fator ou variável latente } j. \tag{9.13}$$

$$\%\ \text{Var} = \frac{\sum_{i=1}^{p} a_{ij}^2}{tr(\mathbf{R})} \tag{9.14}$$

Tabela 9.1 – Cálculo da comunalidade, variância e % Var – Matriz de carregamento não rotacionada

Variáveis originais	A_1	A_2	A_3	Comunalidades $\left(h_i^2\right)$
R_a [µm]	0,972	0,129	0,033	$(0,972)^2+(0,129)^2+(0,033)^2 =$ 0,963
R_q [µm]	0,979	0,131	0,051	$(0,979)^2+(0,131)^2+(0,051)^2 =$ 0,979
R_t [µm]	0,963	0,110	0,070	$(0,963)^2+(0,110)^2+(0,070)^2 =$ 0,943

Continuação da Tabela 9.1– Cálculo da comunalidade, variância e % Var – Matriz de carregamento não rotacionada.

Variáveis originais	A1	A2	A3	Comunalidades $\left(h_i^2\right)$
R_z [µm]	0,967	0,135	0,018	$(0,967)^2+(0,135)^2+(0,018)^2 =$ 0,953
MRR [mm^3/s]	0,302	-0,501	-0,811	$(0,302)^2+(-0,501)^2+(-0,811)^2 =$ 1,000
CE_{elet} [kJ]	0,176	-0,959	0,223	$(0,176)^2+(-0,959)^2+(0,223)^2 =$ 1,000
$QECO_2$ [g]	0,178	-0,958	0,223	$(0,178)^2+(-0,958)^2+(0,223)^2 =$ 1,000
SSL	$(0,972)^2+(0,979)^2+(0,963)^2+(0,967)^2+(0,302)^2+(0,176)^2+(0,178)^2 = 3,919$	$(0,129)^2+(0,131)^2+(0,110)^2+(0,135)^2+(-0,501)^2+(-0,959)^2+(-0,958)^2 = 2,153$	$(0,033)^2+(0,051)^2+(0,070)^2+(0,018)^2+(-0,811)^2+(0,223)^2+(0,223)^2 = 0,766$	
$tr\left(\mathbf{R}\right)$		7		
%Var	3,919/7 = 0,560	2,153/7 = 0,308	0,766/7 = 0,109	

Passo 5: Cálculo dos escores dos fatores não rotacionados

Para estabelecer os escores dos fatores não rotacionados deve-se, inicialmente, estabelecer a matriz inversa da correlação $(\boldsymbol{R^{-1}})$ e multiplica-la pela matriz de carregamento $(\boldsymbol{R^{-1}})$. O resultado desse produto fornece uma matriz de pesos $(\boldsymbol{B})$. O procedimento de cálculo pode ser realizado conforme Equação 9.15.

$$\mathbf{B} = \mathbf{R}^{-1} \times \mathbf{A} \tag{9.15}$$

$$\left(\mathbf{R}^{-1}\right) = \begin{bmatrix} 245,047 & -275,837 & 11,204 & 23,200 & -5,327 & -31,973 & 34,472 \\ -275,837 & 321,161 & -16,782 & -32,254 & 6,040 & 17,694 & -20,540 \\ 11,204 & -16,782 & 13,095 & -6,976 & 0,121 & 28,399 & -28,789 \\ 23,200 & -32,254 & -6,976 & 16,732 & -1,128 & -9,464 & 10,247 \\ -5,327 & 6,040 & 0,121 & -1,128 & 1,324 & -1,163 & 0,680 \\ -31,973 & 17,694 & 28,399 & -9,464 & -1,163 & 2835,239 & -2835,390 \\ 34,472 & -20,540 & -28,789 & 10,247 & 0,680 & -2835,390 & 2836,735 \end{bmatrix}$$

$$\left(\mathbf{A}\right) = \begin{bmatrix} 0,972 & 0,129 & 0,033 \\ 0,979 & 0,131 & 0,051 \\ 0,963 & 0,110 & 0,070 \\ 0,967 & 0,135 & 0,018 \\ 0,302 & -0,501 & -0,811 \\ 0,176 & -0,959 & 0,223 \\ 0,178 & -0,958 & 0,223 \end{bmatrix}$$

$$\left(\mathbf{B}\right) = \begin{bmatrix} 245,047 & -275,837 & 11,204 & 23,200 & -5,327 & -31,973 & 34,472 \\ -275,837 & 321,161 & -16,782 & -32,254 & 6,040 & 17,694 & -20,540 \\ 11,204 & -16,782 & 13,095 & -6,976 & 0,121 & 28,399 & -28,789 \\ 23,200 & -32,254 & -6,976 & 16,732 & -1,128 & -9,464 & 10,247 \\ -5,327 & 6,040 & 0,121 & -1,128 & 1,324 & -1,163 & 0,680 \\ -31,973 & 17,694 & 28,399 & -9,464 & -1,163 & 2835,239 & -2835,390 \\ 34,472 & -20,540 & -28,789 & 10,247 & 0,680 & -2835,390 & 2836,735 \end{bmatrix} \times$$

$$\begin{bmatrix} 0,972 & 0,129 & 0,033 \\ 0,979 & 0,131 & 0,051 \\ 0,963 & 0,110 & 0,070 \\ 0,967 & 0,135 & 0,018 \\ 0,302 & -0,501 & -0,811 \\ 0,176 & -0,959 & 0,223 \\ 0,178 & -0,958 & 0,223 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,248 & 0,060 & 0,043 \\ 0,250 & 0,061 & 0,066 \\ 0,246 & 0,051 & 0,091 \\ 0,247 & 0,063 & 0,023 \\ 0,077 & -0,233 & -1,059 \\ 0,047 & -0,447 & 0,290 \\ 0,044 & -0,444 & 0,292 \end{bmatrix}$$

Em seguida multiplica-se a matriz normalizada das variáveis originais $(\boldsymbol{Z})$ pela a matriz de pesos $(\boldsymbol{B})$ para determinar a matriz dos escores dos fatores $(\boldsymbol{F})$ sem rotação, conforme Equação 9.16.

$$\mathbf{F} = \mathbf{Z} \times \mathbf{B} \tag{9.16}$$

A matriz dos valores padronizados de cada variável original é determinada realizando o procedimento de cálculo conforme Equação 9.17.

$$Z_{ij} = \frac{\left(x_{ij} - \mu_i\right)}{\sigma_i} \tag{9.17}$$

Onde:

μ_i e σ_i são respectivamente a média e desvio padrão dada pela *i*-ésima variável original.

x_{ij} é o valor da *i*-ésima variável original *j*-ésima condição experimental.

$$(\mathbf{Z}) = \begin{array}{c} \text{Exp} \\ 1 \\ 2 \\ 3 \\ 4 \\ 5 \\ 6 \\ 7 \\ 8 \\ 9 \\ 10 \\ \vdots \\ 74 \\ 75 \\ 76 \\ 77 \\ 78 \\ 79 \\ 80 \\ 81 \\ 82 \end{array} \begin{bmatrix} R_a\left[\mu m\right] & R_q\left[\mu m\right] & R_t\left[\mu m\right] & R_z\left[\mu m\right] & MRR\left[mm^3/s\right] & CE_{elet}\left[kJ\right] & QE_{CO_2}\left[g\right] \\ -0,555 & -0,543 & -0,057 & -0,336 & -1,438 & -0,978 & -0,974 \\ -1,363 & -1,325 & -1,306 & -1,424 & -0,728 & -0,656 & -0,652 \\ -0,041 & -0,067 & -0,525 & -0,147 & -0,840 & -1,336 & -1,331 \\ 0,366 & 0,338 & 0,657 & 0,150 & 0,381 & -1,336 & -1,331 \\ -0,634 & -0,543 & -0,402 & -0,200 & -1,566 & -0,945 & -0,940 \\ -1,302 & -1,281 & -1,360 & -2,020 & -0,240 & -0,254 & -0,252 \\ 0,085 & -0,039 & -0,658 & -0,498 & 0,468 & -0,552 & -0,549 \\ 0,506 & 0,409 & 0,170 & 0,468 & 1,341 & -0,149 & -0,144 \\ -0,634 & -0,543 & -0,402 & -0,200 & -0,555 & 0,960 & 0,960 \\ -1,568 & -1,547 & -1,606 & -1,743 & 0,292 & 1,278 & 1,277 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ -1,148 & -1,127 & -0,927 & -1,031 & 0,440 & -0,314 & -0,310 \\ -1,055 & -0,980 & -0,824 & -0,785 & 0,151 & -0,563 & -0,559 \\ -1,148 & -1,178 & -1,496 & -1,348 & 0,147 & -0,563 & -0,559 \\ -1,176 & -1,178 & -1,694 & -1,141 & 0,479 & -0,115 & -0,110 \\ -1,148 & -1,111 & -0,666 & -1,118 & 0,318 & -0,260 & -0,256 \\ -1,055 & -1,019 & -1,123 & -0,909 & 0,378 & -0,260 & -0,256 \\ -1,209 & -1,166 & -1,240 & -1,019 & 0,293 & -0,563 & -0,559 \\ -1,396 & -1,563 & -1,410 & -1,238 & -0,059 & -0,563 & -0,559 \\ -1,129 & -1,127 & -0,982 & -1,209 & -0,071 & -0,866 & -0,862 \end{bmatrix}$$

Exp	F_{NR1}	F_{NR2}	F_{NR3}	Exp	F_{NR1}	F_{NR2}	F_{NR3}
1	–0,569	1,114	0,882	38	–1,804	–0,015	0,051
2	–1,456	0,434	0,092	39	–0,417	0,585	–0,384
3	–0,377	1,341	0,056	40	–0,329	0,504	–0,475
4	0,282	1,184	–1,079	41	–0,545	–2,210	1,502
5	–0,647	1,100	1,005	42	–1,490	–1,599	0,028
6	–1,517	–0,071	–0,204	43	–0,341	–0,187	–0,373
7	–0,287	0,319	–0,887	44	0,430	–0,033	–1,323
8	0,475	–0,088	–1,430	45	–0,907	–1,290	1,147
9	–0,397	–0,829	1,042	46	–1,861	–1,730	0,009
10	–1,463	–1,585	0,078	47	–0,278	–0,926	–0,533
11	–0,044	–0,761	–0,236	48	0,362	–0,413	–1,408
12	0,405	–0,350	–1,399	49	–0,007	0,956	1,165
13	–0,414	–1,169	1,304	50	0,172	0,494	0,543
14	–1,271	–1,887	0,324	51	–0,955	1,206	–0,031
15	–0,087	–0,483	–0,084	52	0,792	2,243	–0,302
16	0,504	–1,485	–2,310	53	0,923	0,153	1,549
17	0,735	1,139	1,352	54	0,329	0,564	0,861
18	0,586	1,267	0,183	55	–0,525	0,962	0,008
19	–0,243	1,988	0,277	56	0,723	0,294	–1,255
20	1,129	1,452	–0,617	57	0,938	0,205	1,500
21	1,000	0,514	1,564	58	0,319	–1,110	0,685
22	0,753	–0,086	0,620	59	–0,202	–0,528	–0,414
23	–0,318	0,383	–0,085	60	1,566	0,144	–1,095
24	1,600	–0,223	–0,854	61	1,049	–1,119	1,754
25	1,266	–0,407	1,537	62	0,237	–1,518	0,754
26	1,145	–0,283	0,696	63	0,170	0,200	0,096
27	0,150	0,826	0,016	64	1,466	–1,171	–1,649
28	1,743	–0,045	–1,149	65	0,744	0,149	1,610
29	1,233	0,212	1,937	66	0,872	–0,577	–1,627
30	0,469	–1,276	0,525	67	0,506	–0,253	2,681
31	0,478	–1,602	–0,122	68	2,321	0,568	–1,434
32	2,477	–1,309	–1,790	69	1,099	0,802	0,675
33	–0,726	0,450	1,028	70	1,365	–1,434	0,247
34	–1,804	0,350	–0,003	71	0,064	2,349	0,345
35	–0,346	1,018	–0,034	72	1,093	–1,581	0,400
36	–0,002	1,881	–0,460	73	–0,853	0,925	–0,632
37	–1,114	0,645	0,086	74	–1,043	–0,074	–0,880

$$(\mathbf{F}) = \begin{array}{c} \text{Exp} \\ 75 \\ 76 \\ 77 \\ 78 \\ 79 \\ 80 \\ 81 \\ 82 \end{array} \begin{bmatrix} F_{NR1} & F_{NR2} & F_{NR3} \\ -0,941 & 0,250 & -0,689 \\ -1,318 & 0,164 & -0,777 \\ -1,257 & -0,312 & -0,882 \\ -1,001 & -0,085 & -0,697 \\ -1,011 & -0,098 & -0,787 \\ -1,175 & 0,161 & -0,902 \\ -1,444 & 0,185 & -0,584 \\ -1,185 & 0,524 & -0,668 \end{bmatrix}$$

Passo 6: Cálculo dos escores dos fatores rotacionados

Para efetuar o cálculo dos escores dos fatores rotacionados deve-se multiplicar as matrizes das variáveis normalizadas $(\boldsymbol{Z})$ pela inversa da matriz de correlação $(\boldsymbol{R^{-1}})$ e pela matriz de carregamento rotacionada $(\boldsymbol{A_{rot}})$, conforme Equação 9.18.

$$\mathbf{F}_{rot} = \mathbf{Z} \times \mathbf{R}^{-1} \times \mathbf{A}_{rot} \tag{9.18}$$

A matriz de carregamento rotacionada $(\boldsymbol{A_{rot}})$ é estabelecida multiplicando a matriz de carregamento original $(\boldsymbol{A})$ pela matriz de senos e cossenos em função do ângulo de rotação $(\boldsymbol{\gamma})$. Nos casos em que o número de variáveis latentes é superior a dois (>2), especificamente para esta tese é igual a três (3), a matriz de senos e cossenos assumem as seguintes expressões, conforme Equações 9.19 a 9.21.

$$\mathbf{\Lambda}_{F_{1,2}} = \begin{bmatrix} \cos(\gamma) & -\sin(\gamma) & 0 \\ \sin(\gamma) & \cos(\gamma) & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \tag{9.19}$$

$$\mathbf{\Lambda}_{F_{1,3}} = \begin{bmatrix} \cos(\gamma) & 0 & -\sin(\gamma) \\ 0 & 1 & 0 \\ \sin(\gamma) & 0 & \cos(\gamma) \end{bmatrix} \tag{9.20}$$

$$\mathbf{\Lambda}_{F_{2,3}} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos(\gamma) & -\sin(\gamma) \\ 0 & \sin(\gamma) & \cos(\gamma) \end{bmatrix} \tag{9.21}$$

Os índices utilizados para cada matriz de senos e cossenos referem-se à rotação entre os fatores considerados na análise. Por exemplo, $\mathbf{\Lambda}_{F_{1,2}}$ é a matriz de seno-cosseno que gira os fatores F_1 e F_2 de acordo com o ângulo de rotação (γ). O mesmo acontece com F_1 e F_3 $\left(\mathbf{\Lambda}_{F_{1,2}}\right)$, e F_2 e F_3 $\left(\mathbf{\Lambda}_{F_{2,3}}\right)$.

O ângulo $(\boldsymbol{\gamma})$ é determinado de acordo com os métodos de rotação dos dados. Nesta tese utilizou-se a metodologia denominada varimax, portanto ângulo $(\boldsymbol{\gamma})$ é calculado conforme Equação 9.22 , como já discutido no capítulo 2.

$$\gamma = \frac{1}{4}\arctan\left(\frac{\Theta_1}{\Theta_2}\right) \tag{9.22}$$

Onde:

$$\Theta_1 = \sum_{i=1}^{p} u_i v_i - \left[\frac{2\times\left(\sum_{i=1}^{p} u_i \times \sum_{i=1}^{p} v_i\right)}{p}\right]$$

$$\Theta_2 = \sum_{i=1}^{p}\left(u_i^2 - v_i^2\right) - \left[\frac{\left(\sum_{i=1}^{p} u_i\right)^2 - \left(\sum_{i=1}^{p} v_i\right)^2}{p}\right]$$

$u_i = \sum_{j=1}^{m}\left(\frac{\ell_{ij}}{\sqrt{h_i^2}}\right)^2$, para cada variável original i;

$v_i = 2\prod_{j=1}^{m}\left(\frac{\ell_{ij}}{\sqrt{h_i^2}}\right)$, para cada variável original i.

Segundo Rencher(2002), a aplicação do método varimax visa, de forma interativa, maximizar os carregamentos normalizados dos maiores valores e minimizar os de menores. Para entender a aplicação do varimax, um exemplo de cálculo será demonstrado utilizando o *software* Excel®. Ao final, os resultados encontrados nas planilhas eletrônicas serão comparados com os cálculos do Minitab 17® para validar a aplicação do método no conjunto de dados coletados durante o fresamento do aço inoxidável duplex UNS S32205.

A primeira etapa do método varimax consiste em calcular as cargas normalizadas a partir dos valores encontrados da matriz de carregamento. Para estabelecer estas cargas normalizadas é necessário efetuar a divisão dos elementos da matriz $(\boldsymbol{A})$ pela raiz quadrada de suas respectivas comunalidades, conforme Equação 9.23.

$$a_j = \frac{a_{ij}}{\sqrt{h_i^2}} \tag{9.23}$$

Onde:

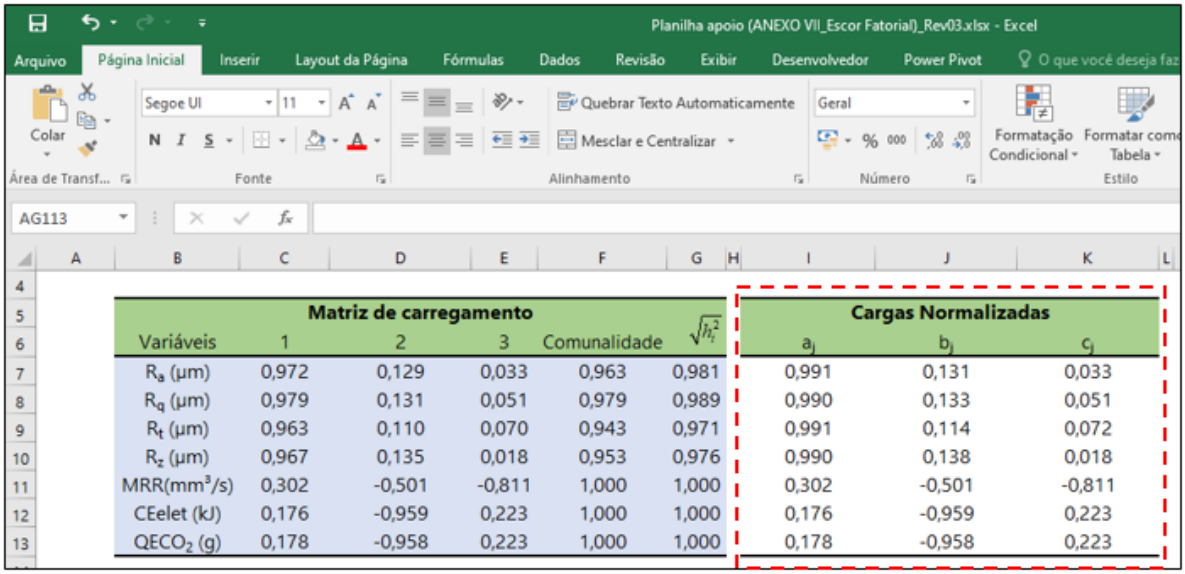
a_j é a carga normalizada referente ao j-ésimo fator.

a_{ij} é o valor do j-ésimo fator para a i-ésima variável original.

h_i^2 é o valor da comunalidade para a i-ésima variável original.

A Figura 9.24 ilustra os valores das cargas normalizadas levando em consideração a matriz de carregamento, as comunalidades e a sua raiz quadrada para cada variável de resposta estudada nesta tese. Estes valores estão localizados nas colunas (I7:K13) denominadas de a_j, b_j e c_j e cada uma delas referem-se as variáveis latentes, ou seja, a_j está associada ao primeiro fator (F_1), b_j ao segundo fator (F_2) e c_j ao terceiro fator (F_3).

Figura 9.24 – Cargas normalizadas para os fatores F_1, F_2 e F_3

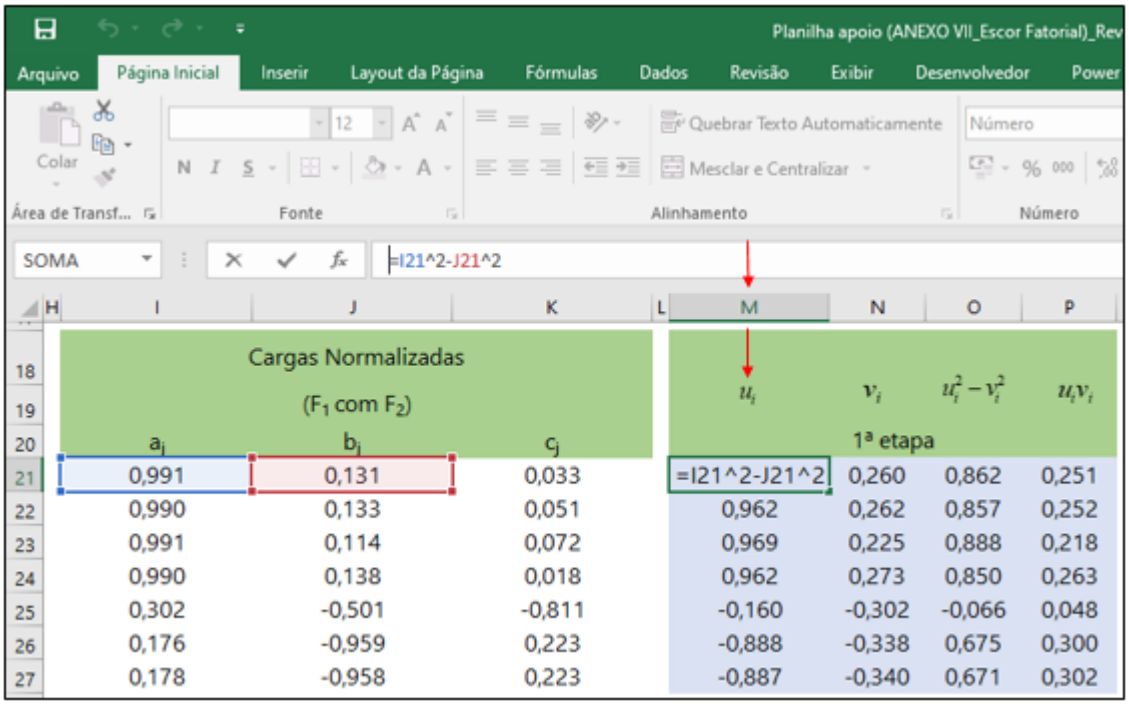


Matriz de carregamento						Cargas Normalizadas		
Variáveis	1	2	3	Comunalidade	$\sqrt{h_i^2}$	a_j	b_j	c_j
R_a (µm)	0,972	0,129	0,033	0,963	0,981	0,991	0,131	0,033
R_q (µm)	0,979	0,131	0,051	0,979	0,989	0,990	0,133	0,051
R_t (µm)	0,963	0,110	0,070	0,943	0,971	0,991	0,114	0,072
R_z (µm)	0,967	0,135	0,018	0,953	0,976	0,990	0,138	0,018
MRR(mm³/s)	0,302	-0,501	-0,811	1,000	1,000	0,302	-0,501	-0,811
CEelet (kJ)	0,176	-0,959	0,223	1,000	1,000	0,176	-0,959	0,223
$QECO_2$ (g)	0,178	-0,958	0,223	1,000	1,000	0,178	-0,958	0,223

Estabelecidos os valores das cargas normalizadas, o próximo passo consiste em combinar as variáveis latentes tomados dois a dois e realizar a rotação das cargas normalizadas utilizando as matrizes de senos e cossenos e o ângulo de rotação $(\boldsymbol{\gamma})$ adequados para cada combinação de fatores. Para realizar o cálculo de $(\boldsymbol{\gamma})$ é necessário estabelecer os valores de u_i, v_i, $u_i^2 - v_i^2$e $u_i \times v_i$, aqui denominadas variáveis auxiliares.

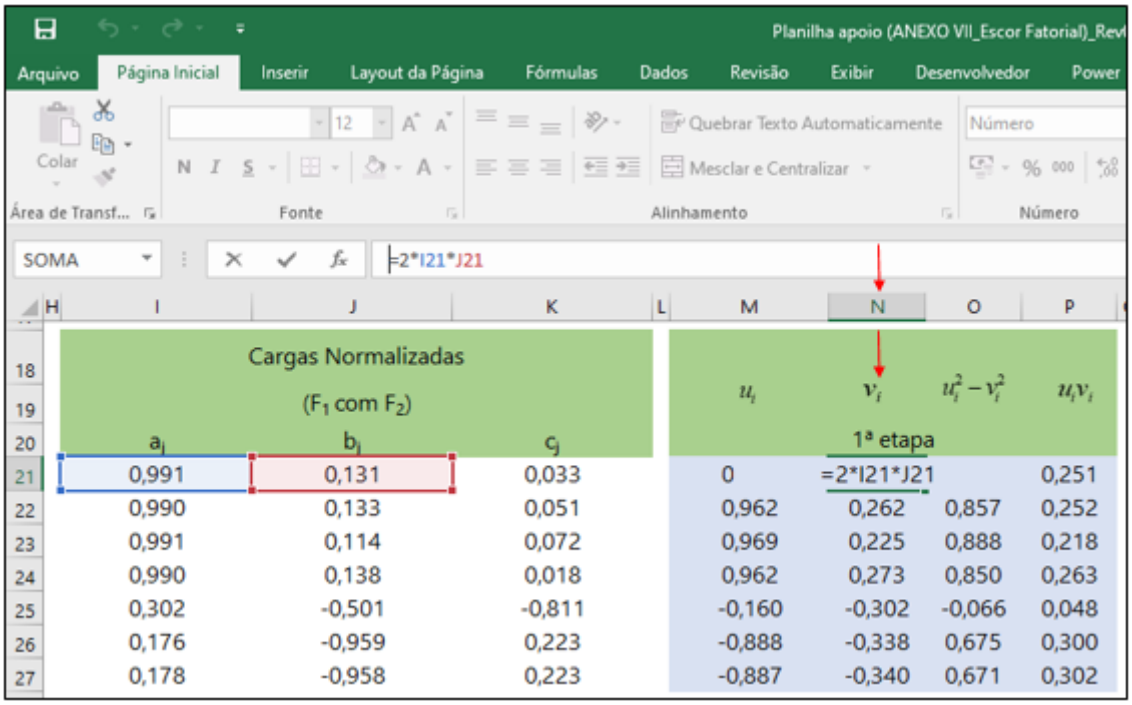
No Excel® o valor da variável auxiliar u_i (coluna M) é calculado realizando a diferença dos quadrados dos elementos das cargas normalizadas em relação aos fatores que estão sendo rotacionados. A Figura 9.25 ilustra um exemplo de cálculo para a variável u_i.

Figura 9.25 – Cálculo de u_i no Excel®



Para determinar a variável auxiliar v_i no Excel® (coluna N) multiplica-se os elementos da matriz de cargas normalizadas dos fatores que estão sendo rotacionados por dois (2). A Figura 9.26 ilustra um exemplo de cálculo para a variável v_i.

Figura 9.26 – Cálculo de v_i no Excel®



Para calcular a variável auxiliar $u_i^2 - v_i^2$ (Coluna O), eleva-se ao quadrado os valores das colunas M e N, e posteriormente realiza-se o cálculo da diferença, conforme ilustrado na Figura 9.27. Para o cálculo $u_i \times v_i$ multiplica-se os valores das colunas M e N, conforme ilustrado na Figura 9.28.

Figura 9.27 – Cálculo de $u_i^2 - v_i^2$ no Excel®

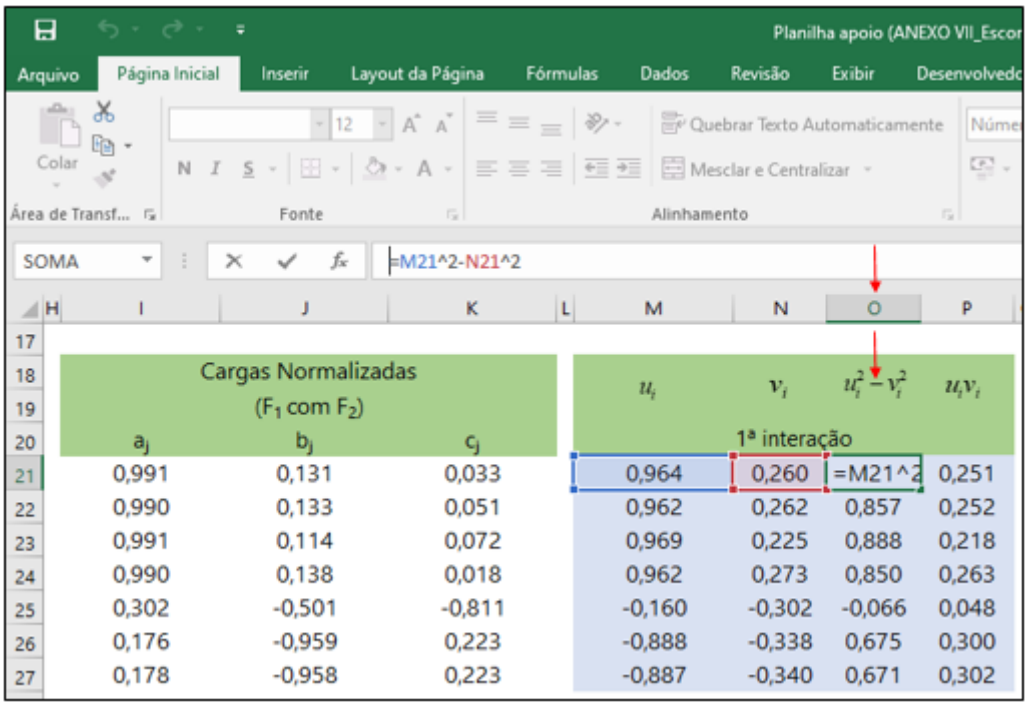
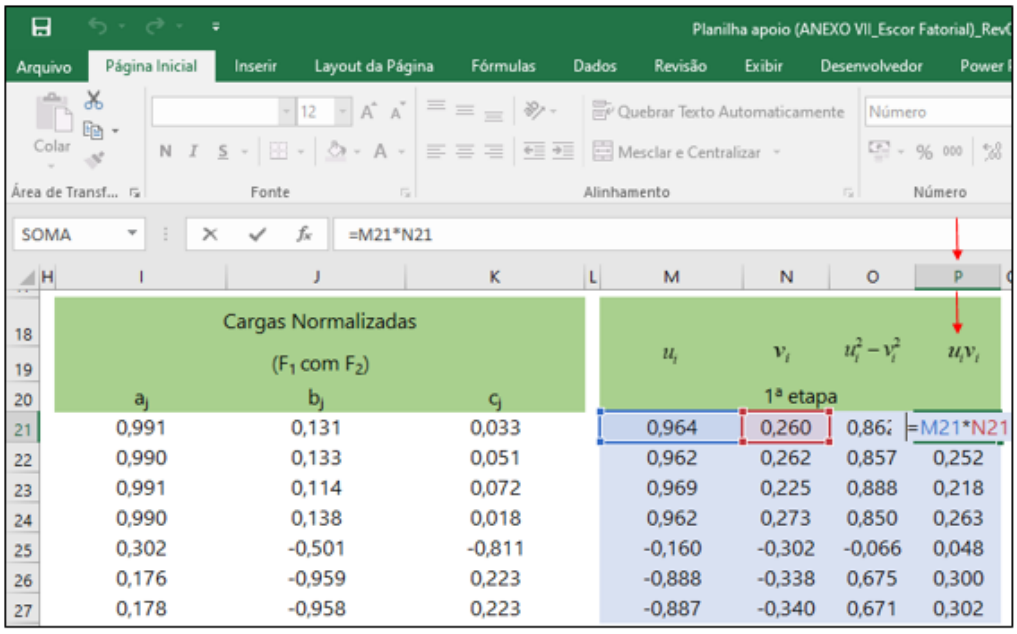


Figura 9.28 – Cálculo de $u_i \times v_i$ no Excel®



Estabelecidos os valores de u_i, v_i, $u_i^2 - v_i^2$ e $u_i \times v_i$, realiza-se o somatório de cada uma dessas variáveis. O $\sum u_i$ recebeu a denominação A, $\sum v_i$ de B, $\sum(u_i^2 - v_i^2)$ de C e $\sum u_i \times v_i$ de D.

Estas denominações foram aleatoriamente escolhidas e serão utilizadas para estabelecer o ângulo de rotação (γ). O ângulo de rotação foi calculado no Excel® utilizando as formulações, conforme as Equações 9.24 a 9.26.

$$\gamma = 0,25 * \mathrm{ATAN}\left(X / \mathrm{Y}\right) \tag{9.24}$$

Onde:

$$X = 2DK - 2AB \tag{9.25}$$

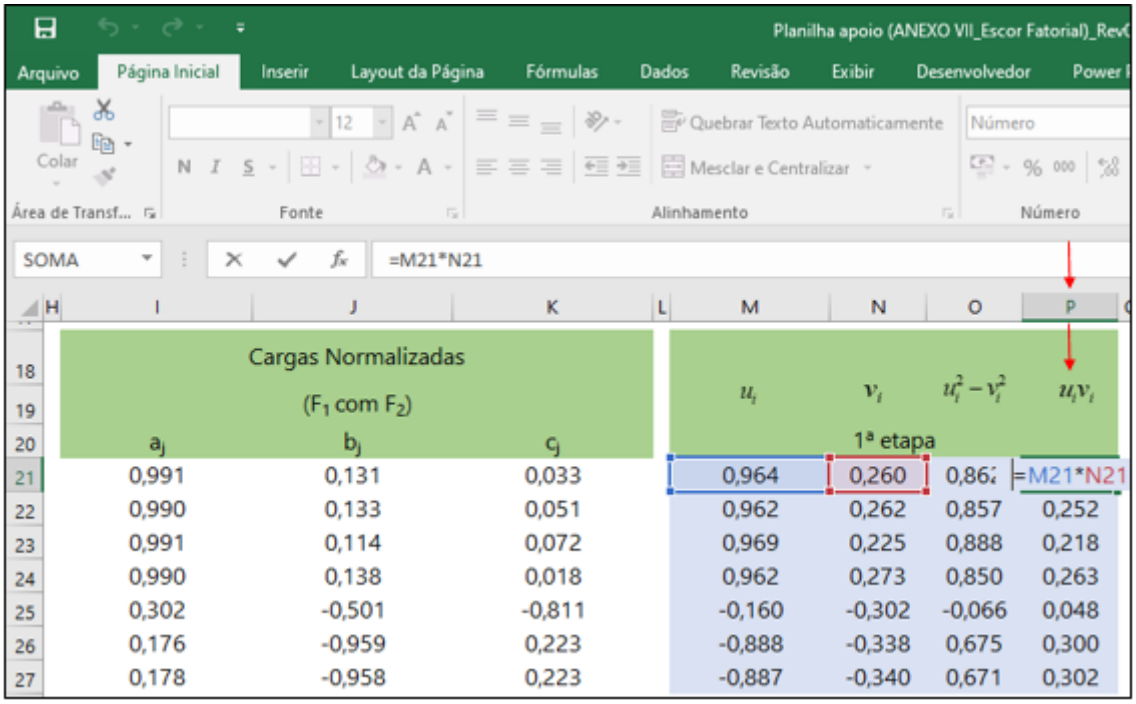
$$Y = CK - \left(A^2 - B^2\right) \tag{9.26}$$

Sendo:

K = número de variáveis originais.

Calculado o ângulo de rotação (γ), estabeleceu-se a matriz de senos-cossenos, de acordo com os pares dos fatores que foram girados. A Figura 9.29 ilustra um exemplo de cálculo para o ângulo e da matriz de rotação, no caso específico, entre os fatores F_1 e F_2 com suas respectivas sintaxes.

Figura 9.29 – Cálculo do ângulo e da matriz de rotação no Excel®



Estabelecido ângulo de rotação (γ) e a matriz de rotação, multiplicou-se as cargas normalizadas (colunas I:K) pela matriz de rotação (colunas R:T) dando origem as cargas normalizadas rotacionadas (colunas U:W), conforme pode ser observado na Figura 9.30.

Figura 9.30 – Cálculo do carga normal rotacionada no Excel®

Cargas Normalizadas (F_1 com F_2)																	
a_j	b_j	c_j		u_i	v_i	$u_i^2-v_i^2$	u_iv_i		Numerador (X)	22,731			Cargas Normalizadas rotacionadas		
				1ª etapa					Denominador (Y)	29,477			1	2	3
									Ângulo (rad)	0,164	=MATRIZ.MULT(I21:K27;R24:T26)				
									Ângulo (Graus)	9,41					
0,991	0,131	0,033		0,964	0,260	0,862	0,251						0,9982	-0,0311	0,0514
0,990	0,133	0,051		0,962	0,262	0,857	0,252						0,9962	-0,0498	0,0718
0,991	0,114	0,072		0,969	0,225	0,888	0,218			Matriz de rotação			0,9995	-0,0258	0,0183
0,990	0,138	0,018		0,962	0,273	0,850	0,263		0,99	-0,16	0,00		0,2157	-0,5437	-0,8111
0,302	-0,501	-0,811		-0,160	-0,302	-0,066	0,048		0,16	0,99	0,00		0,0170	-0,9748	0,2225
0,176	-0,959	0,223		-0,888	-0,338	0,675	0,300		0,00	0,00	1,00		0,0185	-0,9746	0,2233
0,178	-0,958	0,223		-0,887	-0,340	0,671	0,302								
			Σ	1,922	0,041	4,738	1,635	7							
				A	B	C	D	K							

As Figuras 9.31 a 9.38 ilustram todas as interações realizadas ao aplicar o método varimax. O critério de fim é estabelecido quando o ângulo de rotação for igual a 0. Para os dados coletados utilizados para esta tese foram realizadas 8 interações.

Interação 1 – Rotação entre F_1 e F_2

Na primeira interação realizou-se a rotação entre F_1 e F_2. Pode-se observar na Figura 9.31que as variáveis auxiliares foram calculadas a partir das cargas normalizadas oriundas da matriz de carregamento. Utilizando os somatórios foram determinados os valores de A, B, C e D, e posteriormente foi calculado o ângulo de rotação cujo valor foi de 0,164 radianos ou 9,41 graus. Neste caso a matriz de senos e cossenos utilizado foi $\mathbf{\Lambda}_{F_{1,2}} = \begin{bmatrix} \cos(\gamma) & -\sin(\gamma) & 0 \\ \sin(\gamma) & \cos(\gamma) & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$ e assim multiplicando a matriz de cargas normalizadas pela matriz de senos e cossenos deu origem as cargas normalizadas rotacionadas. Como o valor (γ) foi diferente de zero, então foi necessário realizar a 2ª interação do método varimax.

Figura 9.31 – 1ª interação: Rotação entre F_1 e F_2

	Cargas Normalizadas (F_1 com F_2)																
18																	
19									Numerador (X)	22,731			Cargas Normalizadas rotacionadas		
20	a_j	b_j	c_j		u_i	v_i	$u_i^2-v_i^2$	u_iv_i	Denominador (Y)	29,477			1	2	3
					1ª etapa				Ângulo (rad)	0,164					
21	0,991	0,131	0,033		0,964	0,260	0,862	0,251	Ângulo (Graus)	9,41			0,9989	-0,0325	0,0332
22	0,990	0,133	0,051		0,962	0,262	0,857	0,252					0,9982	-0,0311	0,0514
23	0,991	0,114	0,072		0,969	0,225	0,888	0,218		Matriz de rotação			0,9962	-0,0498	0,0718
24	0,990	0,138	0,018		0,962	0,273	0,850	0,263	0,99	-0,16	0,00		0,9995	-0,0258	0,0183
25	0,302	-0,501	-0,811		-0,160	-0,302	-0,066	0,048	0,16	0,99	0,00		0,2157	-0,5437	-0,8111
26	0,176	-0,959	0,223		-0,888	-0,338	0,675	0,300	0,00	0,00	1,00		0,0170	-0,9748	0,2225
27	0,178	-0,958	0,223		-0,887	-0,340	0,671	0,302					0,0185	-0,9746	0,2233
28															
29				Σ	1,922	0,041	4,738	1,635	7						
30					A	B	C	D	K						

Interação 2 – Rotação entre F_1 e F_3

Na segunda interação realizou-se a rotação entre os fatores F_1 e F_3. As cargas normalizadas usadas nesta interação foram aquelas rotacionadas na primeira. Novamente calculou-se as variáveis u_i, v_i, $u_i^2 - v_i^2$ e $u_i \times v_i$, e em seguida realizou-se os somatórios de A, B, C e D. Nesta condição os ângulo de rotação calculado foi de 0,099 radianos ou 5,66 graus. Para esta interação a matriz de senos e cossenos utilizada foi $\mathbf{\Lambda}_{F_{1,3}} = \begin{bmatrix} \cos(\gamma) & 0 & -\sin(\gamma) \\ 0 & 1 & 0 \\ \sin(\gamma) & 0 & \cos(\gamma) \end{bmatrix}$ e posteriormente multiplicou-se esta matriz de rotação pelas cargas normalizadas dando origem ao matriz de carregamento rotacionada. Como o valor (γ) foi diferente de zero, então foi necessário realizar a 3ª interação. Os cálculos dessa interação podem ser visualizados conforme Figura 9.32.

Figura 9.32 – 2ª interação: Rotação entre F_1 e F_3

	Cargas Normalizadas (F_1com F_3)													Cargas Normalizadas rotacionadas		
	a_j	b_j	c_j	u_i	v_i	$u_i^2 - v_i^2$	$u_i v_i$							1	2	3
				2ª etapa												
35	0,9989	-0,0325	0,0332	0,997	0,066	0,989	0,066		Numerador	7,732				0,9973	-0,0325	-0,0655
36	0,9982	-0,0311	0,0514	0,994	0,103	0,977	0,102		Denominador	18,538				0,9984	-0,0311	-0,0473
37	0,9962	-0,0498	0,0718	0,987	0,143	0,954	0,141		Ângulo (rad)	0,099				0,9984	-0,0498	-0,0268
38	0,9995	-0,0258	0,0183	0,999	0,037	0,996	0,036		Ângulo (Graus)	5,660				0,9964	-0,0258	-0,0804
39	0,2157	-0,5437	-0,8111	-0,611	-0,350	0,251	0,214		Matriz de rotação					0,1347	-0,5437	-0,8284
40	0,0170	-0,9748	0,2225	-0,049	0,008	0,002	0,000		1,00	0,00	-0,10			0,0389	-0,9748	0,2198
41	0,0185	-0,9746	0,2233	-0,050	0,008	0,002	0,000		0,00	1,00	0,00			0,0404	-0,9746	0,2204
42									0,10	0,00	1,00					
43			Σ	3,266	0,014	4,172	0,559	7								
44				A	B	C	D	K								

Interação 3 – Rotação entre F_2 e F_3

Na terceira interação foram rotacionados as variáveis latentes F_2 e F_3. As cargas normalizadas desta interação são as que foram rotacionadas na interação anterior. Seguindo a sequência de cálculo, as variáveis auxiliares u_i, v_i, $u_i^2 - v_i^2$ e $u_i \times v_i$ foram calculadas com os seus respectivos somatórios (A, B, C e D). O ângulo de rotação estabelecido foi de -0,358 radianos ou -20,51 graus. Nesta interação a matriz de senos e cossenos utilizada foi $\mathbf{\Lambda}_{F_{2,3}} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos(\gamma) & -\sin(\gamma) \\ 0 & \sin(\gamma) & \cos(\gamma) \end{bmatrix}$. Ao calcular a matriz de rotação foi possível estabelecer a matriz de cargas rotacionadas. Como o valor (γ) foi diferente de zero, então foi necessário realizar a 4ª interação. Os cálculos desta interação podem ser visualizados conforme Figura 9.33.

Figura 9.33 – 3ª interação: Rotação entre F_2 e F_3

Cargas Normalizadas (F_2 com F_3)			u_j	v_j	$u_j^2 - v_j^2$	$u_j v_j$					Cargas Normalizadas rotacionadas		
a_j	b_j	c_j	3ª etapa					Numerador	-15,91780903		1	2	3
0,9973	-0,0325	-0,0655	-0,003	0,004	0,000	0,000		Denominador	2,222244782		0,9973	-0,0074	-0,0727
0,9984	-0,0311	-0,0473	-0,001	0,003	0,000	0,000		Ângulo (rad)	-0,358		0,9984	-0,0126	-0,0552
0,9984	-0,0498	-0,0268	0,002	0,003	0,000	0,000		Ângulo (Graus)	-20,51		0,9984	-0,0373	-0,0426
0,9964	-0,0258	-0,0804	-0,006	0,004	0,000	0,000		Matriz de rotação			0,9964	0,0040	-0,0844
0,1347	-0,5437	-0,8284	-0,391	0,901	-0,659	-0,352		1,00	0,00	0,00	0,1347	-0,2189	-0,9664
0,0389	-0,9748	0,2198	0,902	-0,428	0,630	-0,386		0,00	0,94	0,35	0,0389	-0,9900	-0,1358
0,0404	-0,9746	0,2204	0,901	-0,430	0,628	-0,387		0,00	-0,35	0,94	0,0404	-0,9900	-0,1351
		Σ	1,404	0,057	0,599	-1,126	7						
			A	B	C	D	K						

Interação 4 – Rotação entre F_1 e F_2

Nesta etapa as rotações entre F_1 e F_2 foi realizada novamente. Os valores de u_i, v_i, $u_i^2 - v_i^2$ e $u_i \times v_i$ foram determinados e em seguida seus respectivos somatórios estabelecidos, utilizando cargas rotacionadas da 3ª interação. Logo após o cálculo de γ foi efetuado e o valor encontrado foi de 0,013 radianos ou 0,76 graus. A matriz de seno e cosseno utilizada foi a mesma da 1ª interação, ou seja, $\mathbf{\Lambda}_{F_{1,2}} = \begin{bmatrix} \cos(\gamma) & -\sin(\gamma) & 0 \\ \sin(\gamma) & \cos(\gamma) & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$. Em seguida as cargas normalizadas rotacionadas foram determinadas novamente. Como o valor γ foi diferente de zero, então foi necessário realizar a 5ª interação. Os cálculos desta interação podem ser visualizados conforme Figura 9.34.

Figura 9.34 – 4ª interação: Rotação entre F_1 e F_2

Cargas Normalizadas (F_1 com F_2)			u_j	v_j	$u_j^2 - v_j^2$	$u_j v_j$					Cargas Normalizadas rotacionadas		
a_j	b_j	c_j	4ª etapa					Numerador	1,975030065		1	2	3
0,9973	-0,0074	-0,0727	0,995	-0,015	0,989	-0,015		Denominador	37,10252856		0,9971	-0,0207	-0,0727
0,9984	-0,0126	-0,0552	0,997	-0,025	0,993	-0,025		Ângulo (rad)	0,013		0,9981	-0,0258	-0,0552
0,9984	-0,0373	-0,0426	0,995	-0,074	0,985	-0,074		Ângulo (Graus)	0,76		0,9978	-0,0506	-0,0426
0,9964	0,0040	-0,0844	0,993	0,008	0,986	0,008		Matriz de rotação			0,9964	-0,0093	-0,0844
0,1347	-0,2189	-0,9664	-0,030	-0,059	-0,003	0,002		1,00	-0,01	0,00	0,1318	-0,2207	-0,9664
0,0389	-0,9900	-0,1358	-0,979	-0,077	0,952	0,075		0,01	1,00	0,00	0,0257	-0,9904	-0,1358
0,0404	-0,9900	-0,1351	-0,978	-0,080	0,951	0,078		0,00	0,00	1,00	0,0272	-0,9905	-0,1351
		Σ	1,993	-0,322	5,853	0,049	7						
			A	B	C	D	K						

Interação 5 – Rotação entre F_1 e F_3

Na 5ª etapa os fatores F_1 e F_3 foram girados novamente. Com as cargas normalizadas rotacionadas da interação precedente, estabeleceu-se os valores de u_i, v_i, $u_i^2 - v_i^2$ e $u_i \times v_i$. Em seguida os somatórios dessas variáveis auxiliares foram realizados e o cálculo de γ foi processado. Neste caso o valor foi de 0,009 radianos ou 0,54 graus. A matriz de senos e cossenos utilizado foi $\mathbf{\Lambda}_{F_{1,3}} = \begin{bmatrix} \cos(\gamma) & 0 & -\sin(\gamma) \\ 0 & 1 & 0 \\ \sin(\gamma) & 0 & \cos(\gamma) \end{bmatrix}$ e ao substituir o valor de γ na referida matriz, determinou-se as cargas

normalizadas rotacionadas. Como o valor γ foi diferente de zero, então foi necessário realizar a 6ª interação. Os cálculos desta interação podem ser visualizados conforme Figura 9.35.

Figura 9.35 – 5ª interação: Rotação entre F_1 e F_3

Cargas Normalizadas (F_1 com F_3)			u_j	v_j	$u_j^2 - v_j^2$	$u_j v_j$	
a_j	b_j	c_j	5ª etapa				
0,9971	-0,0207	-0,0727	0,989	-0,145	0,957	-0,143	
0,9981	-0,0258	-0,0552	0,993	-0,110	0,974	-0,109	
0,9978	-0,0506	-0,0426	0,994	-0,085	0,980	-0,084	
0,9964	-0,0093	-0,0844	0,986	-0,168	0,943	-0,166	
0,1318	-0,2207	-0,9664	-0,917	-0,255	0,775	0,233	
0,0257	-0,9904	-0,1358	-0,018	-0,007	0,000	0,000	
0,0272	-0,9905	-0,1351	-0,018	-0,007	0,000	0,000	
		Σ	**3,010**	**-0,777**	**4,631**	**-0,269**	**7**
			A	**B**	**C**	**D**	**K**

Numerador	0,909458081
Denominador	23,96284216
Ângulo (rad)	0,009
Ângulo (Graus)	0,54

Matriz de rotação

1,00	0,00	-0,01
0,00	1,00	0,00
0,01	0,00	1,00

Cargas Normalizadas rotacionadas		
1	2	3
0,9964	-0,0207	-0,0822
0,9976	-0,0258	-0,0646
0,9974	-0,0506	-0,0520
0,9955	-0,0093	-0,0938
0,1226	-0,2207	-0,9676
0,0244	-0,9904	-0,1360
0,0259	-0,9905	-0,1353

Interação 6 – Rotação entre F_2 e F_3

Em relação à 6ª etapa, os fatores F2 e F3 foram girados mais uma vez. As variáveis auxiliares e seus somatórios foram determinados conforme as cargas normalizadas rotacionadas da interação anterior. Em seguida foi calculado o ângulo de rotação cujo valor foi de -0,001 radianos ou -0,05 graus. A matriz de senos e cossenos utilizado foi $\mathbf{\Lambda}_{F_{2,3}} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos(\gamma) & -\sin(\gamma) \\ 0 & \sin(\gamma) & \cos(\gamma) \end{bmatrix}$ e substituindo o valor de γ, nesta matriz, calculou-se as cargas normalizadas rotacionadas. Como o valor γ foi diferente de zero, então foi necessário realizar a 7ª interação. Os cálculos 6ª interação podem ser visualizados conforme Figura 9.36.

Figura 9.36 – 6ª interação: Rotação entre F_2 e F_3

Cargas Normalizadas (F_2 com F_3)			u_j	v_j	$u_j^2 - v_j^2$	$u_j v_j$	
a_j	b_j	c_j	6ª etapa				
0,9964	-0,0207	-0,0822	-0,006	0,003	0,000	0,000	
0,9976	-0,0258	-0,0646	-0,004	0,003	0,000	0,000	
0,9974	-0,0506	-0,0520	0,000	0,005	0,000	0,000	
0,9955	-0,0093	-0,0938	-0,009	0,002	0,000	0,000	
0,1226	-0,2207	-0,9676	-0,888	0,427	0,605	-0,379	
0,0244	-0,9904	-0,1360	0,962	0,269	0,854	0,259	
0,0259	-0,9905	-0,1353	0,963	0,268	0,855	0,258	
		Σ	**1,019**	**0,978**	**2,314**	**0,138**	**7**
			A	**B**	**C**	**D**	**K**

Numerador	-0,059253968
Denominador	16,11825567
Ângulo (rad)	-0,001
Ângulo (Graus)	-0,05

Matriz de rotação

1,00	0,00	0,00
0,00	1,00	0,00
0,00	0,00	1,00

Cargas Normalizadas rotacionadas		
1	2	3
0,9964	-0,0206	-0,0822
0,9976	-0,0258	-0,0646
0,9974	-0,0505	-0,0521
0,9955	-0,0092	-0,0938
0,1226	-0,2198	-0,9678
0,0244	-0,9903	-0,1369
0,0259	-0,9903	-0,1362

Interação 7 – Rotação entre F_1 e F_2

Nesta 7ª interação os fatores F_1 e F_2 foram rotacionados novamente. Seguindo as mesmas sequencias de cálculos das anteriores foi possível estabelecer o ângulo de rotação cujo valor foi de -0,001 radianos ou -0,04 graus. Utilizando a matriz $\mathbf{\Lambda}_{F_{1,2}} = \begin{bmatrix} \cos(\gamma) & -\sin(\gamma) & 0 \\ \sin(\gamma) & \cos(\gamma) & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$ e substituindo γ em

$\mathbf{\Lambda}_{F_{1,2}}$ calculou-se as cargas normalizadas rotacionadas. Como o valor γ foi diferente de zero, então foi necessário realizar a 8ª interação. Os cálculos da 7ª interação podem ser visualizados conforme Figura 9.37.

Figura 9.37 – 7ª interação: Rotação entre F_1 e F_2

	Cargas Normalizadas (F_1 com F_2)																	
	a_j	b_j	c_j	u_j	v_j	$u_j^2-v_j^2$	u_jv_j											
				7ª etapa														
	0,9964	-0,0206	-0,0822	0,992	-0,041	0,983	-0,041		Numerador	-0,10293764						0,9964	-0,0199	-0,0822
	0,9976	-0,0258	-0,0646	0,994	-0,051	0,986	-0,051		Denominador	37,10590815						0,9976	-0,0251	-0,0646
	0,9974	-0,0505	-0,0521	0,992	-0,101	0,974	-0,100		Ângulo (rad)	-0,001						0,9974	-0,0498	-0,0521
	0,9955	-0,0092	-0,0938	0,991	-0,018	0,982	-0,018		Ângulo (Graus)	-0,04						0,9956	-0,0085	-0,0938
	0,1226	-0,2198	-0,9678	-0,033	-0,054	-0,002	0,002									0,1227	-0,2197	-0,9678
	0,0244	-0,9903	-0,1369	-0,980	-0,048	0,958	0,047									0,0251	-0,9903	-0,1369
	0,0259	-0,9903	-0,1362	-0,980	-0,051	0,958	0,050									0,0266	-0,9903	-0,1362
										Matriz de rotação								
									1,00	0,00	0,00							
									0,00	1,00	0,00							
									0,00	0,00	1,00							
			Σ	1,977	-0,365	5,840	-0,110	7										
				A	B	C	D	K										

Interação 8 – Rotação entre F_1 e F_3

Na 8ª etapa os fatores F_1 e F_3 foram girados mais uma vez. Seguindo a rotina de cálculos foram estabelecidos as variáveis auxiliares, os seus respectivos somatórios e o cálculo do ângulo de rotação. Nota-se que o valor de γ foi igual a zero indicando que o método varimax deve ser finalizado.

A matriz de rotação utilizada foi $\mathbf{\Lambda}_{F_{1,3}} = \begin{bmatrix} \cos(\gamma) & 0 & -\sin(\gamma) \\ 0 & 1 & 0 \\ \sin(\gamma) & 0 & \cos(\gamma) \end{bmatrix}$ e multiplicando-a pelas cargas normalizadas da 7ª interação, calculou-se as cargas normalizadas rotacionadas. Os cálculos realizados nesta 8ª interação podem ser visualizados conforme Figura 9.38.

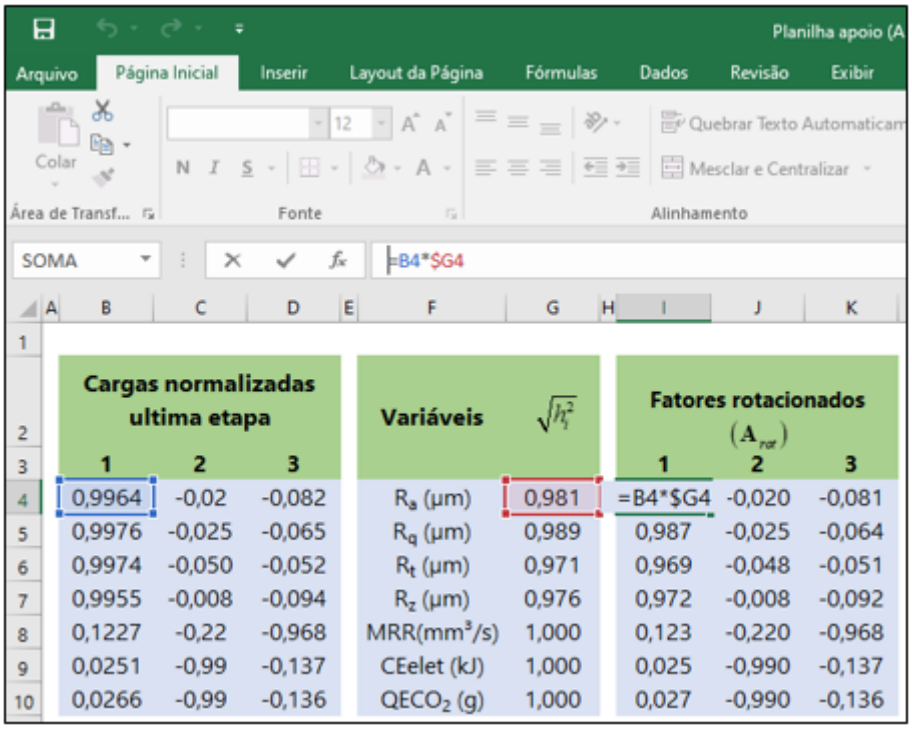
Figura 9.38 – 8ª interação: Rotação entre F_1 e F_3

	Cargas Normalizadas (F_1 com F_3)																	
	a_j	b_j	c_j	u_j	v_j	$u_j^2-v_j^2$	u_jv_j											
				8ª etapa														
	0,9964	-0,0199	-0,0822	0,986	-0,164	0,946	-0,162		Numerador	0,007718667						0,9964	-0,0199	-0,0823
	0,9976	-0,0251	-0,0646	0,991	-0,129	0,965	-0,128		Denominador	23,99061822						0,9976	-0,0251	-0,0647
	0,9974	-0,0498	-0,0521	0,992	-0,104	0,973	-0,103		Ângulo (rad)	0,000						0,9974	-0,0498	-0,0522
	0,9956	-0,0085	-0,0938	0,982	-0,187	0,930	-0,183		Ângulo (Graus)	0,00						0,9955	-0,0085	-0,0939
	0,1227	-0,2197	-0,9678	-0,922	-0,238	0,793	0,219									0,1227	-0,2197	-0,9679
	0,0251	-0,9903	-0,1369	-0,018	-0,007	0,000	0,000									0,0251	-0,9903	-0,1369
	0,0266	-0,9903	-0,1362	-0,018	-0,007	0,000	0,000									0,0266	-0,9903	-0,1362
										Matriz de rotação								
									1,00	0,00	0,00							
									0,00	1,00	0,00							
									0,00	0,00	1,00							
			Σ	2,994	-0,835	4,608	-0,357	7										
				A	B	C	D	K										

Para finalizar a aplicação do método varimax foi necessário estabelecer a matriz de carregamento rotacionada $(\mathbf{A}_{rot})$. Primeiramente as cargas normalizadas rotacionadas da 8ª interação foi multiplicada pela raiz quadrada das comunalidades, de acordo com as variáveis originais. O procedimento de cálculo, utilizando o Excel® pode ser visualizado, conforme Figura 9.39.

Para validar a aplicação do método varimax utilizando o Excel®, os resultados encontrados da matriz de carregamento rotacionada foram comparados com os números estabelecidos utilizando o software Minitab 17®. Analisando os números, conforme Figura 9.40, pode-se verificar que ambos os *softwares* apresentaram as mesmas soluções e isto possibilita ao leitor deste trabalho como é aplicado o método varimax proposto por Kaiser em 1958.

Figura 9.39 – Cálculo para determinar a matriz de carregamento via varimax



	Cargas normalizadas ultima etapa			Variáveis	$\sqrt{h_i^2}$	Fatores rotacionados (A_{rot})		
	1	2	3			1	2	3
4	0,9964	-0,02	-0,082	R_a (µm)	0,981	=B4*$G4	-0,020	-0,081
5	0,9976	-0,025	-0,065	R_q (µm)	0,989	0,987	-0,025	-0,064
6	0,9974	-0,050	-0,052	R_t (µm)	0,971	0,969	-0,048	-0,051
7	0,9955	-0,008	-0,094	R_z (µm)	0,976	0,972	-0,008	-0,092
8	0,1227	-0,22	-0,968	MRR(mm³/s)	1,000	0,123	-0,220	-0,968
9	0,0251	-0,99	-0,137	CEelet (kJ)	1,000	0,025	-0,990	-0,137
10	0,0266	-0,99	-0,136	$QECO_2$ (g)	1,000	0,027	-0,990	-0,136

Figura 9.40 – Comparativo matriz de carregamento Excel® x Minitab 17®

Cálculo Excel®

Fatores rotacionados (Matriz de carregamento rotacionada - A_{rot})				
Variáveis	**Fator 1**	**Fator 2**	**Fator 3**	**Comunalidade**
R_a (µm)	0,978	-0,020	-0,081	0,963
R_q (µm)	0,987	-0,025	-0,064	0,979
R_t (µm)	0,969	-0,048	-0,051	0,943
R_z (µm)	0,972	-0,008	-0,092	0,953
MRR(mm³/s)	0,123	-0,220	-0,968	1,000
CEelet (kJ)	0,025	-0,990	-0,137	1,000
$QECO_2$ (g)	0,027	-0,990	-0,136	1,000
	Variância	**3,8302**	**2,0128**	**0,9956**
	∑ (Variância)	6,8386		
	TR(**R**)	7		
	%VAR	0,547	0,288	0,142
	∑ %VAR	0,977		

Cálculo Minitab 17®

```
Rotated Factor Loadings and Communalities
Varimax Rotation

Variable      Factor1  Factor2  Factor3  Communality
Ra  (µm)        0,978   -0,020   -0,081        0,963
Rq  (µm)        0,987   -0,025   -0,064        0,979
Rt  (µm)        0,969   -0,048   -0,051        0,943
Rz  (µm)        0,972   -0,008   -0,092        0,953
MRR(mm³/s)      0,123   -0,220   -0,968        1,000
CEelet  (kJ)    0,025   -0,990   -0,137        1,000
QECO2  (g)      0,027   -0,990   -0,136        1,000

Variance        3,8303   2,0128   0,9954       6,8385
% Var           0,547    0,288    0,142        0,977
```

Após o cálculo da matriz de carregamento rotacionado estabeleceu-se os escores dos fatores rotacionados ($\mathbf{F}_{rot}$). Primeiramente a matriz inversa da correlação ($\mathbf{R}^{-1}$) foi multiplicada pela matriz de carregamento rotacionada ($\mathbf{A}_{rot}$), dando origem a matriz de pesos ($\mathbf{B}$), conforme Equação 9.27. Em seguida efetuou-se o produto da matriz das variáveis normalizadas ($\mathbf{Z}$) pela matriz de peso ($\mathbf{B}$), conforme Equação 9.28.

$$\mathbf{B}_{rot} = \mathbf{R}^{-1} \times \mathbf{A}_{rot} \tag{9.27}$$

$$\left(\mathbf{R}^{-1}\right) = \begin{bmatrix} 245,047 & -275,837 & 11,204 & 23,200 & -5,327 & -31,973 & 34,472 \\ -275,837 & 321,161 & -16,782 & -32,254 & 6,040 & 17,694 & -20,540 \\ 11,204 & -16,782 & 13,095 & -6,976 & 0,121 & 28,399 & -28,789 \\ 23,200 & -32,254 & -6,976 & 16,732 & -1,128 & -9,464 & 10,247 \\ -5,327 & 6,040 & 0,121 & -1,128 & 1,324 & -1,163 & 0,680 \\ -31,973 & 17,694 & 28,399 & -9,464 & -1,163 & 2835,239 & -2835,390 \\ 34,472 & -20,540 & -28,789 & 10,247 & 0,680 & -2835,390 & 2836,735 \end{bmatrix}$$

$$\left(\mathbf{A}_{rot}\right) = \begin{bmatrix} 0,978 & -0,020 & -0,081 \\ 0,987 & -0,025 & -0,064 \\ 0,969 & -0,048 & -0,051 \\ 0,972 & -0,008 & -0,092 \\ 0,123 & -0,220 & -0,968 \\ 0,025 & -0,990 & -0,137 \\ 0,027 & -0,990 & -0,136 \end{bmatrix}$$

$$\left(\mathbf{B}_{rot}\right) = \begin{bmatrix} 245,047 & -275,837 & 11,204 & 23,200 & -5,327 & -31,973 & 34,472 \\ -275,837 & 321,161 & -16,782 & -32,254 & 6,040 & 17,694 & -20,540 \\ 11,204 & -16,782 & 13,095 & -6,976 & 0,121 & 28,399 & -28,789 \\ 23,200 & -32,254 & -6,976 & 16,732 & -1,128 & -9,464 & 10,247 \\ -5,327 & 6,040 & 0,121 & -1,128 & 1,324 & -1,163 & 0,680 \\ -31,973 & 17,694 & 28,399 & -9,464 & -1,163 & 2835,239 & -2835,390 \\ 34,472 & -20,540 & -28,789 & 10,247 & 0,680 & -2835,390 & 2836,735 \end{bmatrix} \times$$

$$\begin{bmatrix} 0,978 & -0,020 & -0,081 \\ 0,987 & -0,025 & -0,064 \\ 0,969 & -0,048 & -0,051 \\ 0,972 & -0,008 & -0,092 \\ 0,123 & -0,220 & -0,968 \\ 0,025 & -0,990 & -0,137 \\ 0,027 & -0,990 & -0,136 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,258 & 0,008 & 0,020 \\ 0,262 & 0,000 & 0,042 \\ 0,259 & -0,017 & 0,063 \\ 0,255 & 0,017 & 0,003 \\ -0,075 & 0,145 & -1,074 \\ -0,005 & -0,521 & 0,116 \\ -0,005 & -0,521 & 0,117 \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{F}_{rot} = \mathbf{Z} \times \mathbf{B}_{rot} \tag{9.28}$$

$$(\mathbf{B}_{rot}) = \begin{bmatrix} 0,258 & 0,008 & 0,020 \\ 0,262 & 0,000 & 0,042 \\ 0,259 & -0,017 & 0,063 \\ 0,255 & 0,017 & 0,003 \\ -0,075 & 0,145 & -1,074 \\ -0,005 & -0,521 & 0,116 \\ -0,005 & -0,521 & 0,117 \end{bmatrix} \times$$

$$(\mathbf{Z}) = \begin{array}{c} \text{Exp} \\ 1 \\ 2 \\ 3 \\ 4 \\ 5 \\ 6 \\ 7 \\ 8 \\ 9 \\ 10 \\ \vdots \\ 74 \\ 75 \\ 76 \\ 77 \\ 78 \\ 79 \\ 80 \\ 81 \\ 82 \end{array} \begin{bmatrix} R_a\left[\mu m\right] & R_q\left[\mu m\right] & R_t\left[\mu m\right] & R_z\left[\mu m\right] & MRR\left[mm^3/s\right] & CE_{elet}\left[kJ\right] & QE_{CO_2}\left[g\right] \\ -0,555 & -0,543 & -0,057 & -0,336 & -1,438 & -0,978 & -0,974 \\ -1,363 & -1,325 & -1,306 & -1,424 & -0,728 & -0,656 & -0,652 \\ -0,041 & -0,067 & -0,525 & -0,147 & -0,840 & -1,336 & -1,331 \\ 0,366 & 0,338 & 0,657 & 0,150 & 0,381 & -1,336 & -1,331 \\ -0,634 & -0,543 & -0,402 & -0,200 & -1,566 & -0,945 & -0,940 \\ -1,302 & -1,281 & -1,360 & -2,020 & -0,240 & -0,254 & -0,252 \\ 0,085 & -0,039 & -0,658 & -0,498 & 0,468 & -0,552 & -0,549 \\ 0,506 & 0,409 & 0,170 & 0,468 & 1,341 & -0,149 & -0,144 \\ -0,634 & -0,543 & -0,402 & -0,200 & -0,555 & 0,960 & 0,960 \\ -1,568 & -1,547 & -1,606 & -1,743 & 0,292 & 1,278 & 1,277 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ -1,148 & -1,127 & -0,927 & -1,031 & 0,440 & -0,314 & -0,310 \\ -1,055 & -0,980 & -0,824 & -0,785 & 0,151 & -0,563 & -0,559 \\ -1,148 & -1,178 & -1,496 & -1,348 & 0,147 & -0,563 & -0,559 \\ -1,176 & -1,178 & -1,694 & -1,141 & 0,479 & -0,115 & -0,110 \\ -1,148 & -1,111 & -0,666 & -1,118 & 0,318 & -0,260 & -0,256 \\ -1,055 & -1,019 & -1,123 & -0,909 & 0,378 & -0,260 & -0,256 \\ -1,209 & -1,166 & -1,240 & -1,019 & 0,293 & -0,563 & -0,559 \\ -1,396 & -1,563 & -1,410 & -1,238 & -0,059 & -0,563 & -0,559 \\ -1,129 & -1,127 & -0,982 & -1,209 & -0,071 & -0,866 & -0,862 \end{bmatrix}$$

$$
\left(\mathbf{F}_{rot}\right) = \begin{array}{c}\text{Exp}\\ 1\\ 2\\ 3\\ 4\\ 5\\ 6\\ 7\\ 8\\ 9\\ 10\\ 11\\ 12\\ 13\\ 14\\ 15\\ 16\\ 17\\ 18\\ 19\\ 20\\ 21\\ 22\\ 23\\ 24\\ 25\\ 26\\ 27\\ 28\\ 29\\ 30\\ 31\\ 32\\ 33\\ 34\\ 35\\ 36\\ 37\end{array}
\begin{bmatrix}
F_{R1} & F_{R2} & F_{R3} \\
-0,268 & 0,798 & 1,278 \\
-1,339 & 0,561 & 0,459 \\
-0,125 & 1,273 & 0,554 \\
0,375 & 1,439 & -0,658 \\
-0,334 & 0,752 & 1,400 \\
-1,518 & 0,204 & 0,026 \\
-0,315 & 0,645 & -0,675 \\
0,302 & 0,357 & -1,435 \\
-0,429 & -1,082 & 0,759 \\
-1,705 & -1,305 & -0,219 \\
-0,203 & -0,617 & -0,463 \\
0,190 & 0,113 & -1,481 \\
-0,479 & -1,487 & 0,893 \\
-1,546 & -1,696 & -0,120 \\
-0,180 & -0,407 & -0,223 \\
-0,009 & -0,632 & -2,719 \\
1,061 & 0,485 & 1,518 \\
0,861 & 0,885 & 0,888 \\
0,134 & 1,811 & 0,864 \\
1,299 & 1,415 & -0,274 \\
1,231 & -0,203 & 1,467 \\
0,786 & -0,396 & 0,429 \\
-0,252 & 0,426 & 0,097 \\
1,438 & -0,118 & -1,121 \\
1,325 & -1,082 & 1,097 \\
1,142 & -0,657 & 0,373 \\
0,295 & 0,741 & 0,263 \\
1,579 & 0,133 & -1,360 \\
1,444 & -0,645 & 1,678 \\
0,287 & -1,428 & -0,006 \\
0,171 & -1,505 & -0,717 \\
2,008 & -0,911 & -2,489 \\
-0,525 & 0,151 & 1,220 \\
-1,704 & 0,562 & 0,397 \\
-0,162 & 1,001 & 0,359 \\
0,284 & 1,906 & 0,193 \\
-0,967 & 0,715 & 0,468
\end{bmatrix}
\begin{array}{c}\text{Exp}\\ 38\\ 39\\ 40\\ 41\\ 42\\ 43\\ 44\\ 45\\ 46\\ 47\\ 48\\ 49\\ 50\\ 51\\ 52\\ 53\\ 54\\ 55\\ 56\\ 57\\ 58\\ 59\\ 60\\ 61\\ 62\\ 63\\ 64\\ 65\\ 66\\ 67\\ 68\\ 69\\ 70\\ 71\\ 72\\ 73\\ 74\end{array}
\begin{bmatrix}
F_{R1} & F_{R2} & F_{R3} \\
-1,763 & 0,205 & 0,327 \\
-0,344 & 0,732 & -0,099 \\
-0,281 & 0,677 & -0,224 \\
-0,771 & -2,504 & 0,756 \\
-1,739 & -1,297 & -0,266 \\
-0,405 & 0,002 & -0,356 \\
0,279 & 0,377 & -1,310 \\
-0,999 & -1,480 & 0,785 \\
-2,128 & -1,363 & -0,268 \\
-0,492 & -0,635 & -0,758 \\
0,136 & 0,064 & -1,504 \\
0,283 & 0,479 & 1,400 \\
0,312 & 0,245 & 0,641 \\
-0,723 & 1,255 & 0,519 \\
1,143 & 2,081 & 0,334 \\
1,090 & -0,522 & 1,347 \\
0,511 & 0,178 & 0,936 \\
-0,342 & 0,959 & 0,407 \\
0,630 & 0,618 & -1,185 \\
1,109 & -0,460 & 1,316 \\
0,186 & -1,311 & 0,221 \\
-0,334 & -0,318 & -0,528 \\
1,446 & 0,312 & -1,219 \\
1,008 & -1,791 & 1,098 \\
0,040 & -1,703 & 0,164 \\
0,212 & 0,129 & 0,128 \\
1,057 & -0,699 & -2,152 \\
0,921 & -0,524 & 1,431 \\
0,584 & -0,079 & -1,843 \\
0,727 & -1,241 & 2,332 \\
2,225 & 0,725 & -1,513 \\
1,288 & 0,363 & 0,719 \\
1,107 & -1,596 & -0,458 \\
0,515 & 2,049 & 1,086 \\
0,830 & -1,750 & -0,322 \\
-0,736 & 1,191 & -0,148 \\
-1,124 & 0,377 & -0,679
\end{bmatrix}
$$

$$
\left(\mathbf{F}_{rot}\right)=\begin{array}{c}\text{Exp}\\ 75\\ 76\\ 77\\ 78\\ 79\\ 80\\ 81\\ 82\end{array}\begin{bmatrix} F_{R1} & F_{R2} & F_{R3} \\ -0,948 & 0,598 & -0,411 \\ -1,341 & 0,598 & -0,461 \\ -1,376 & 0,185 & -0,725 \\ -1,066 & 0,297 & -0,518 \\ -1,088 & 0,318 & -0,605 \\ -1,215 & 0,620 & -0,601 \\ -1,440 & 0,566 & -0,255 \\ -1,135 & 0,875 & -0,262 \end{bmatrix}
$$

9.2.3 Estabelecendo as equações de média e variância de cada fator rotacionado

De acordo com Montgomery (2013), a média do modelo quadrático envolvendo as variáveis de controle (**x**) e de ruído (**z**) de uma variável de resposta *y* pode ser obtido levando em consideração o valor esperado de $y\left(\mathbf{x},\mathbf{z}\right)$, conforme Equação 9.29. Neste caso, a média de $y\left(\mathbf{x},\mathbf{z}\right)$ é determinada utilizando somente os coeficientes estimados para as variáveis controláveis do processo.

$$E\left[y\left(\mathbf{x},\mathbf{z}\right)\right]=f\left(\mathbf{x}\right) \tag{9.29}$$

Levando em consideração as equações desenvolvidas para cada variável latente (vide tópico 6.4.1), os valores médios estimados para F_1, F_2 e F_3 foram estabelecidos em função das variáveis controláveis do processo de fresamento, conforme Equações 9.30 a 9.32.

$$\begin{aligned} E\left[F_1\left(\mathbf{x},\mathbf{z}\right)\right]=\mu_{F_1} &= -1,069+0,011v_c+0,232f_z-0,037a_e+0,033a_p+0,240v_c^2 \\ &+0,330f_z^2+0,296a_e^2+0,230a_p^2+0,438v_cf_z-0,045v_ca_e \\ &-0,030v_ca_p-0,003f_za_e+0,057f_za_p-0,006a_ea_p \end{aligned} \tag{9.30}$$

$$\begin{aligned} E\left[F_2\left(\mathbf{x},\mathbf{z}\right)\right]=\mu_{F_2} &= 0,417+0,031v_c+0,430f_z-0,299a_e-0,718a_p-0,113v_c^2 \\ &-0,107f_z^2-0,152a_e^2-0,056a_p^2+0,033v_cf_z-0,092v_ca_e \\ &+0,017v_ca_p-0,127f_za_e+0,095f_za_p+0,061a_ea_p \end{aligned} \tag{9.31}$$

$$\begin{aligned} E\left[F_3\left(\mathbf{x},\mathbf{z}\right)\right]=\mu_{F_3} &= -0,331-0,522v_c-0,657f_z-0,183a_e-0,306a_p+0,037v_c^2 \\ &-0,114f_z^2+0,079a_e^2+0,110a_p^2-0,054v_cf_z-0,075v_ca \\ &-0,120v_ca_p-0,139f_za_e-0,134f_za_p+0,058a_ea_p \end{aligned} \tag{9.32}$$

Determinados os modelos de média o próximo passo foi estabelecer as equações de variâncias para as variáveis latentes F_1, F_2 e F_3. De acordo com Myers *et al*. (2016) a variância do modelo

envolvendo as variáveis de controle (**x**) e ruído (**z**), em arranjos combinados, pode ser calculado utilizando a Equação 9.33.

$$V_z\left[y(\mathbf{x},\mathbf{z})\right]=\left\{\sum_{i=1}^{r}\left[\frac{\partial y(\mathbf{x},\mathbf{z})}{\partial z_i}\right]^2\sigma_{z_i}^2\right\}+\sigma^2 \tag{9.33}$$

Analisando a Equação 9.33, pode-se afirmar que a função $y(\mathbf{x},\mathbf{z})$ é derivada em relação à i-ésima variável de ruído z_i. Em consequência desta operação matemática, nota-se que a variância estimada $\left(V_z\left[y(\mathbf{x},\mathbf{z})\right]\right)$ também é modelada em função das variáveis de controle (**x**).

a. Determinando a variância para o fator F_1.

Para estabelecer a equação de variância de F_1 foi necessário derivar a equação $F_1(\mathbf{x},\mathbf{z})$ em relação ao desgaste do flanco da ferramenta (v_b), à vazão de fluido (Q) e ao comprimento em balanço (l_{t0}). De forma genérica, a variância de F_1 pode ser determinada utilizando a Equação 9.34.

$$V_z\left[y(\mathbf{x},\mathbf{z})\right]=\left\{\sum_{i=1}^{r}\left[\frac{\partial y(\mathbf{x},\mathbf{z})}{\partial z_i}\right]^2\sigma_{z_i}^2\right\}+\sigma^2 \tag{9.34}$$

Onde z_i representa cada variável de ruído selecionada para o processo.

σ_z^2 é a variância associada às variáveis de ruído. De acordo com Köksoy (2008), como os ruídos variam entre -1 e +1, em um arranjo combinado, a variância σ_z^2 assume o valor igual 1.

$\sigma_{\varepsilon(F_1)}^2$ é a variância do modelo $F_1(\mathbf{x},\mathbf{z})$.

A Equação 9.34 pode ser reescrita, conforme a Equação 9.35.

$$Var\left[F_1\right]=\sigma_z^2\left[\left[\frac{\partial F_1(\mathbf{x},\mathbf{z})}{\partial v_b}\right]^2+\left[\frac{\partial F_1(\mathbf{x},\mathbf{z})}{\partial Q}\right]^2+\left[\frac{\partial F_1(\mathbf{x},\mathbf{z})}{\partial l_{t_0}}\right]^2\right]+\sigma_{\varepsilon(F_1)}^2 \tag{9.35}$$

Para desenvolver a Equação 9.35, foi necessário calcular as derivadas parciais de $F_1(\mathbf{x},\mathbf{z})$, em relação ao v_b, à Q e ao l_{t0}. O cálculo de $Var[F_1]$ pode ser visualizada conforme as Equações 9.36 a 9.46.

$$\frac{\partial F_1(\mathbf{x},\mathbf{z})}{\partial v_b}=0,650+0,190v_c-0,315f_z+0,045a_e+0,083a_p \tag{9.36}$$

$$\left[\frac{\partial F_1(\mathbf{x},\mathbf{z})}{\partial v_b}\right]^2=\left(0,650+0,190v_c-0,315f_z+0,045a_e+0,083a_p\right)^2 \tag{9.37}$$

$$\left[\frac{\partial F_1(\mathbf{x},\mathbf{z})}{\partial v_b}\right]^2 = 0,423 + 0,247v_c - 0,410f_z + 0,059a_e + 0,108a_p + 0,036v_c^2 + 0,099f_z^2 + 0,002a_e^2 + 0,007a_p^2 - 0,120v_c f_z + 0,017v_c a_e + 0,032v_c a_p - 0,028f_z a_e - 0,052f_z a_p + 0,007a_e a_p \tag{9.38}$$

$$\frac{\partial F_1(\mathbf{x},\mathbf{z})}{\partial Q} = -0,175 - 0,005v_c + 0,031f_z - 0,002a_e + 0,010a_p \tag{9.39}$$

$$\left[\frac{\partial F_1(\mathbf{x},\mathbf{z})}{\partial Q}\right]^2 = \left(-0,175 - 0,005v_c + 0,031f_z - 0,002a_e + 0,010a_p\right)^2 \tag{9.40}$$

$$\left[\frac{\partial F_1(\mathbf{x},\mathbf{z})}{\partial Q}\right]^2 = 0,031 + 0,002v_c - 0,011f_z + 0,001a_e - 0,004a_p + 0,00003v_c^2 + 0,001f_z^2 + 0,000004a_e^2 + 0,001a_p^2 - 0,0003v_c f_z + 0,00002v_c a_e - 0,0001v_c a_p - 0,0001f_z a_e + 0,0006f_z a_p - 0,00004a_e a_p \tag{9.41}$$

$$\frac{\partial F_1(\mathbf{x},\mathbf{z})}{\partial l_{t_0}} = -0,045 - 0,012v_c + 0,022f_z - 0,019a_e - 0,047a_p \tag{9.42}$$

$$\left[\frac{\partial F_1(\mathbf{x},\mathbf{z})}{\partial l_{t_0}}\right]^2 = \left(-0,045 - 0,012v_c + 0,022f_z - 0,019a_e - 0,047a_p\right)^2 \tag{9.43}$$

$$\left[\frac{\partial F_1(\mathbf{x},\mathbf{z})}{\partial l_{t_0}}\right]^2 = 0,002 + 0,001v_c - 0,002f_z + 0,002a_e + 0,004a_p + 0,0001v_c^2 + 0,0005f_z^2 + 0,0004a_e^2 + 0,002a_p^2 - 0,001v_c f_z + 0,0005v_c a_e + 0,001v_c a_p - 0,001f_z a_e - 0,002f_z a_p + 0,002a_e a_p \tag{9.44}$$

Como $\sigma_z^2 = 1$ e $\sigma_{\varepsilon(F_1)}^2 = 0,053$, tem-se:

$$Var[F_1] = \left[\left(\frac{\partial F_1(\mathbf{x},\mathbf{z})}{\partial v_b}\right)^2 + \left(\frac{\partial F_1(\mathbf{x},\mathbf{z})}{\partial Q}\right)^2 + \left(\frac{\partial F_1(\mathbf{x},\mathbf{z})}{\partial l_{t_0}}\right)^2\right] + 0,053 \tag{9.45}$$

$$Var[F_1] = 0,508 + 0,250v_c - 0,422f_z + 0,061a_e + 0,109a_p + 0,036v_c^2 + 0,101f_z^2 + 0,002a_e^2 + 0,009a_p^2 - 0,121v_c f_z + 0,018v_c a_e + 0,033v_c a_p - 0,029f_z a_e - 0,054f_z a_p + 0,009a_e a_p \tag{9.46}$$

b. Determinando a variância para o fator F_2.

O cálculo de $Var[F_2]$ pode ser visualizada conforme as Equações 9.47 a 9.58.

$$Var\left[F_2\right]=\sigma_z^2\left[\sum_{i=1}^{r}\left(\frac{\partial F_2\left(\mathbf{x},\mathbf{z}\right)}{\partial z_i}\right)^2\right]+\sigma_{\varepsilon(F_2)}^2 \tag{9.47}$$

$$\frac{\partial F_2\left(\mathbf{x},\mathbf{z}\right)}{\partial v_b}=0,006-0,054v_c-0,005f_z-0,139a_e+0,080a_p \tag{9.48}$$

$$\left[\frac{\partial F_2\left(\mathbf{x},\mathbf{z}\right)}{\partial v_b}\right]^2=\left(0,006-0,054v_c-0,005f_z-0,139a_e+0,080a_p\right)^2 \tag{9.49}$$

$$\begin{aligned}\left[\frac{\partial F_2\left(\mathbf{x},\mathbf{z}\right)}{\partial v_b}\right]^2 &= 0,00004-0,0006v_c-0,00006f_z-0,002a_e+0,001a_p+0,003v_c^2\\ &+0,00003f_z^2+0,019a_e^2+0,006a_p^2-0,0005v_cf_z+0,015v_ca_e\\ &-0,009v_ca_p+0,001f_za_e-0,0008f_za_p-0,022a_ea_p\end{aligned} \tag{9.50}$$

$$\frac{\partial F_2\left(\mathbf{x},\mathbf{z}\right)}{\partial Q}=0,011+0,079v_c+0,123f_z+0,087a_e-0,017a_p \tag{9.51}$$

$$\left[\frac{\partial F_2\left(\mathbf{x},\mathbf{z}\right)}{\partial Q}\right]^2=\left(0,011+0,079v_c+0,123f_z+0,087a_e-0,017a_p\right)^2 \tag{9.52}$$

$$\begin{aligned}\left[\frac{\partial F_2\left(\mathbf{x},\mathbf{z}\right)}{\partial Q}\right]^2 &= 0,0001+0,002v_c+0,003f_z+0,002a_e-0,0004a_p+0,006v_c^2\\ &+0,015f_z^2+0,008a_e^2+0,0003a_p^2+0,019v_cf_z+0,014v_ca_e\\ &-0,003v_ca_p+0,021f_za_e-0,004f_za_p-0,003a_ea_p\end{aligned} \tag{9.53}$$

$$\frac{\partial F_2\left(\mathbf{x},\mathbf{z}\right)}{\partial l_{t_0}}=-0,071+0,088v_c-0,036f_z+0,008a_e-0,154a_p \tag{9.54}$$

$$\left[\frac{\partial F_2\left(\mathbf{x},\mathbf{z}\right)}{\partial l_{t_0}}\right]^2=\left(-0,071+0,088v_c-0,036f_z+0,008a_e-0,154a_p\right)^2 \tag{9.55}$$

$$\left[\frac{\partial F_2(\mathbf{x},\mathbf{z})}{\partial l_{t_0}}\right]^2 = 0,005 - 0,012v_c + 0,005f_z - 0,001a_e + 0,022a_p + 0,008v_c^2 + 0,001f_z^2 + 0,0001a_e^2 + 0,024a_p^2 - 0,006v_c f_z + 0,001v_c a_e - 0,027v_c a_p - 0,001f_z a_e + 0,011f_z a_p - 0,002a_e a_p \tag{9.56}$$

Como $\sigma_z^2 = 1$ e $\sigma_{\varepsilon(F_2)}^2 = 0,101$, tem-se:

$$Var[F_2] = \left[\left(\frac{\partial F_2(\mathbf{x},\mathbf{z})}{\partial v_b}\right)^2 + \left(\frac{\partial F_2(\mathbf{x},\mathbf{z})}{\partial Q}\right)^2 + \left(\frac{\partial F_2(\mathbf{x},\mathbf{z})}{\partial l_{t_0}}\right)^2\right] + 0,101 \tag{9.57}$$

$$Var[F_2] = 0,106 - 0,011v_c + 0,008f_z - 0,001a_e + 0,022a_p + 0,017v_c^2 + 0,016f_z^2 + 0,027a_e^2 + 0,030a_p^2 + 0,014v_c f_z + 0,030v_c a_e - 0,038v_c a_p + 0,022f_z a_e + 0,006f_z a_p - 0,028a_e a_p \tag{9.58}$$

c. Determinando a variância para o fator F_3.

O cálculo de $Var[F_2]$ pode ser visualizada conforme as Equações 9.59 a 9.70.

$$Var[F_3] = \sigma_z^2\left[\sum_{i=1}^{r}\left(\frac{\partial F_2(\mathbf{x},\mathbf{z})}{\partial z_i}\right)^2\right] + \sigma_{\varepsilon(F_3)}^2 \tag{9.59}$$

$$\frac{\partial F_3(\mathbf{x},\mathbf{z})}{\partial v_b} = 0,141 - 0,048v_c - 0,067f_z - 0,010a_e - 0,005a_p \tag{9.60}$$

$$\left[\frac{\partial F_3(\mathbf{x},\mathbf{z})}{\partial v_b}\right]^2 = \left(0,141 - 0,048v_c - 0,067f_z - 0,010a_e - 0,005a_p\right)^2 \tag{9.61}$$

$$\left[\frac{\partial F_3(\mathbf{x},\mathbf{z})}{\partial v_b}\right]^2 = 0,020 - 0,014v_c - 0,019f_z - 0,003a_e - 0,001a_p + 0,002v_c^2 + 0,004f_z^2 + 0,0001a_e^2 + 0,00003a_p^2 + 0,006v_c f_z + 0,001v_c a_e + 0,0005v_c a_p + 0,001f_z a_e + 0,001f_z a_p + 0,0001a_e a_p \tag{9.62}$$

$$\frac{\partial F_3(\mathbf{x},\mathbf{z})}{\partial Q} = 0,048 + 0,102v_c + 0,091f_z + 0,045a_e - 0,022a_p \tag{9.63}$$

$$\left[\frac{\partial F_3(\mathbf{x},\mathbf{z})}{\partial Q}\right]^2 = \left(0,048 + 0,102v_c + 0,091f_z + 0,045a_e - 0,022a_p\right)^2 \tag{9.64}$$

$$\left[\frac{\partial F_3(\mathbf{x},\mathbf{z})}{\partial Q}\right]^2 = 0,002 + 0,010v_c + 0,009f_z + 0,004a_e + 0,002a_p + 0,010v_c^2 + 0,008f_z^2 + 0,002a_e^2 + 0,0005a_p^2 + 0,019v_c f_z + 0,009v_c a_e + 0,004v_c a_p + 0,008f_z a_e + 0,004f_z a_p + 0,002a_e a_p \tag{9.65}$$

$$\frac{\partial F_3(\mathbf{x},\mathbf{z})}{\partial l_{t_0}} = -0,060 + 0,064v_c - 0,010f_z - 0,023a_e - 0,073a_p \tag{9.66}$$

$$\left[\frac{\partial F_3(\mathbf{x},\mathbf{z})}{\partial l_{t_0}}\right]^2 = \left(-0,060 + 0,064v_c - 0,010f_z - 0,023a_e - 0,073a_p\right)^2 \tag{9.67}$$

$$\left[\frac{\partial F_3(\mathbf{x},\mathbf{z})}{\partial l_{t_0}}\right]^2 = 0,004 - 0,008v_c + 0,001f_z + 0,003a_e + 0,009a_p + 0,004v_c^2 + 0,0001f_z^2 + 0,001a_e^2 + 0,005a_p^2 - 0,001v_c f_z - 0,003v_c a_e - 0,009v_c a_p + 0,0005f_z a_e + 0,001f_z a_p + 0,003a_e a_p \tag{9.68}$$

Como $\sigma_z^2 = 1$ e $\sigma_{\varepsilon(F_3)}^2 = 0,073$, logo tem-se:

$$Var[F_3] = \left[\left(\frac{\partial F_3(\mathbf{x},\mathbf{z})}{\partial v_b}\right)^2 + \left(\frac{\partial F_3(\mathbf{x},\mathbf{z})}{\partial Q}\right)^2 + \left(\frac{\partial F_3(\mathbf{x},\mathbf{z})}{\partial l_{t_0}}\right)^2\right] + 0,073 \tag{9.69}$$

$$Var[F_3] = 0,098 - 0,011v_c - 0,009f_z + 0,004a_e + 0,009a_p + 0,017v_c^2 + 0,013f_z^2 + 0,003a_e^2 + 0,006a_p^2 + 0,024v_c f_z + 0,007v_c a_e - 0,004v_c a_p + 0,010f_z a_e + 0,006f_z a_p + 0,005a_e a_p \tag{9.70}$$

9.2.4 Construção da matriz *payoff* e normalização das funções EQMMFR

Antes de iniciar a construção da matriz payoff utilizando o método da interseção normal a fronteira (NBI) a função do $EQMMFR_{F1}$ (F_1 é a variável latente que representa as rugosidades) foi otimizada. Essa função foi considerada como restrição ao problema de otimização NBI. Os passos realizados para executar a otimização individual de $EQMMFR_{F1}$ podem ser visualizados conforme Figuras 9.41 a 9.45.

Primeiramente criou-se a planilha Excel® com a coluna A que apresenta os termos do modelo de regressão, a coluna B com os coeficientes da equação de média e a C com os coeficientes da equação de variância para a variável latente F_1. Criou-se também a coluna E com os coeficientes da equação de média para a rugosidade R_a e a coluna F recebeu o valor um (1) referente ao termo

constante do modelo de regressão, um conjunto de células vazias, que serão otimizadas, correspondentes às variáveis de controle do processo, e as demais expressões que foram criadas em função dessas células vazias, conforme Figura 9.42. A linha que contêm o as formulações para o cálculo da média para F_1 (B 19), Var F_1 (F 19), o alvo T_{F1} (H19), $EQMMFR_{F1}$ (J19), a restrição de esfericidade $\mathbf{X}^T\mathbf{X}$ (C22) e a restrição da rugosidade R_a (C23) podem ser visualizadas nas Figuras 9.43 e 9.44. O valor de 0,400 é alvo que foi obtido minimizando a rugosidade R_a.

Figura 9.41 – Otimização para a função $EQMMFR_{F1}$ no Excel®(passo 1)

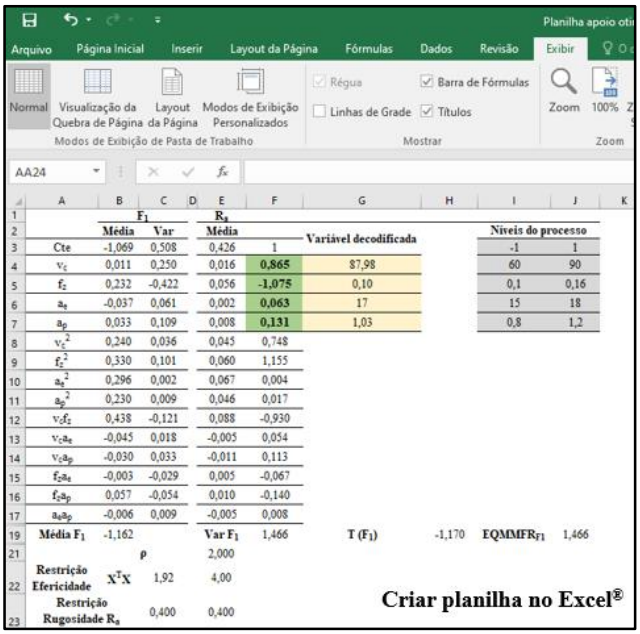


Figura 9.42 – Otimização para a função $EQMMFR_{F1}$ no Excel®(passo 2- parte A)

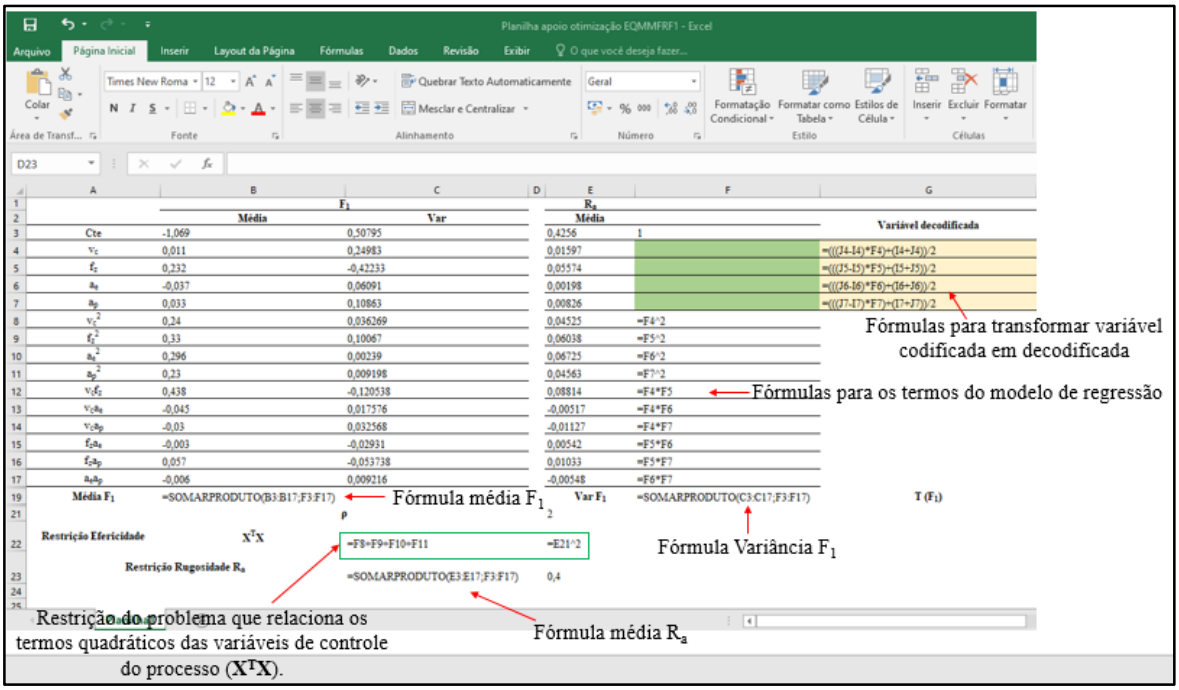


Figura 9.43 – Otimização para a função $EQMMFR_{F1}$ no Excel®(passo 2- parte B)

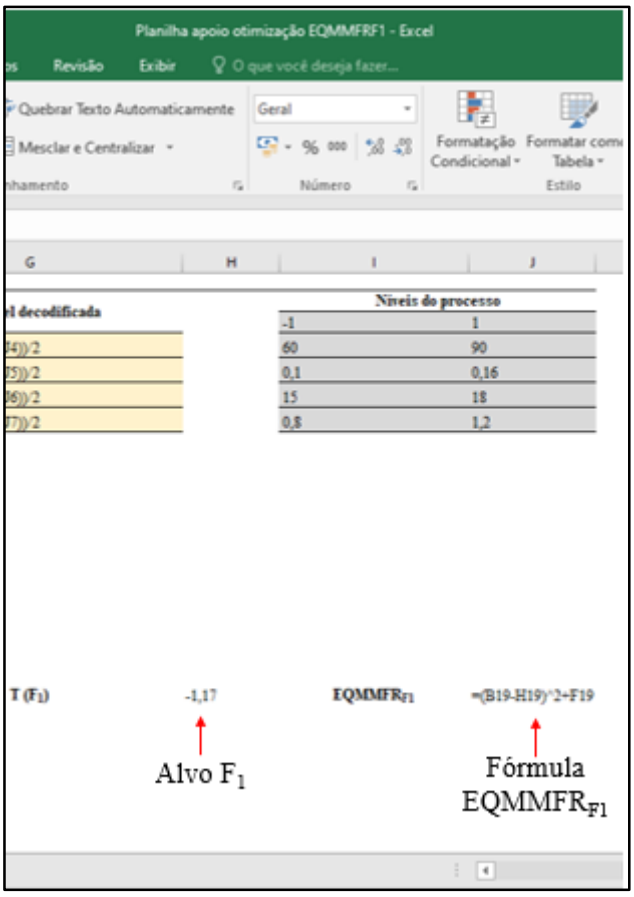


Figura 9.44 – Otimização para a função $EQMMFR_{F1}$ no Excel®(passo 3)

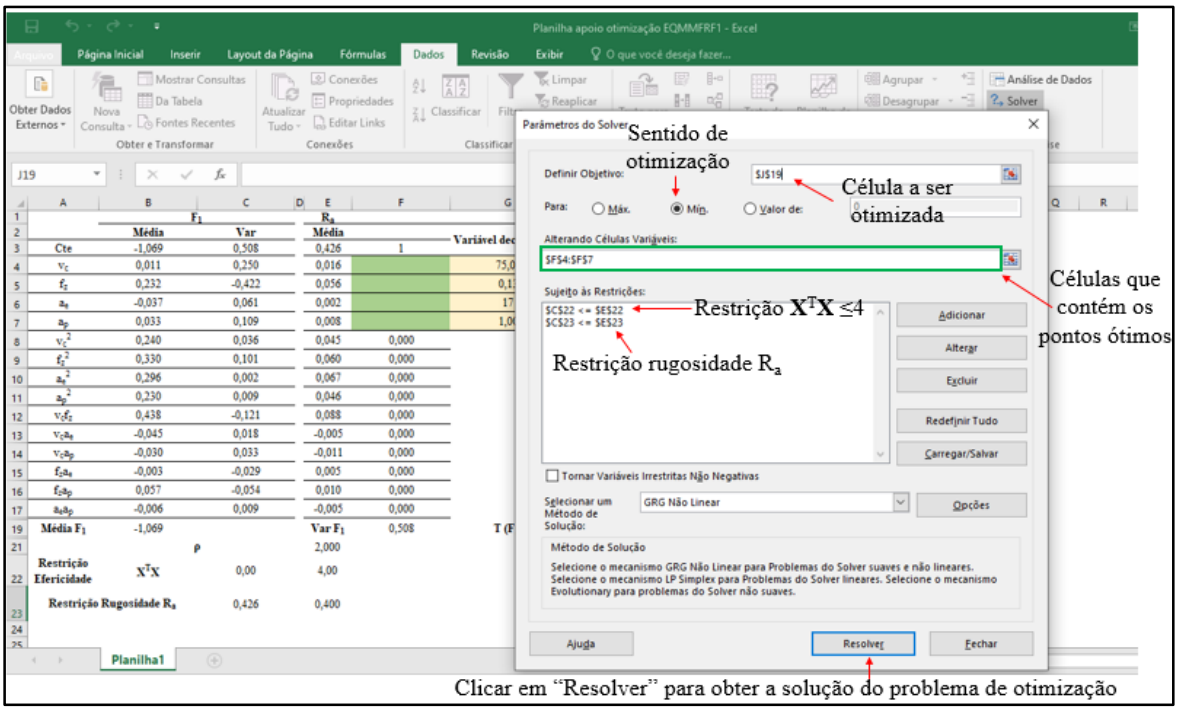
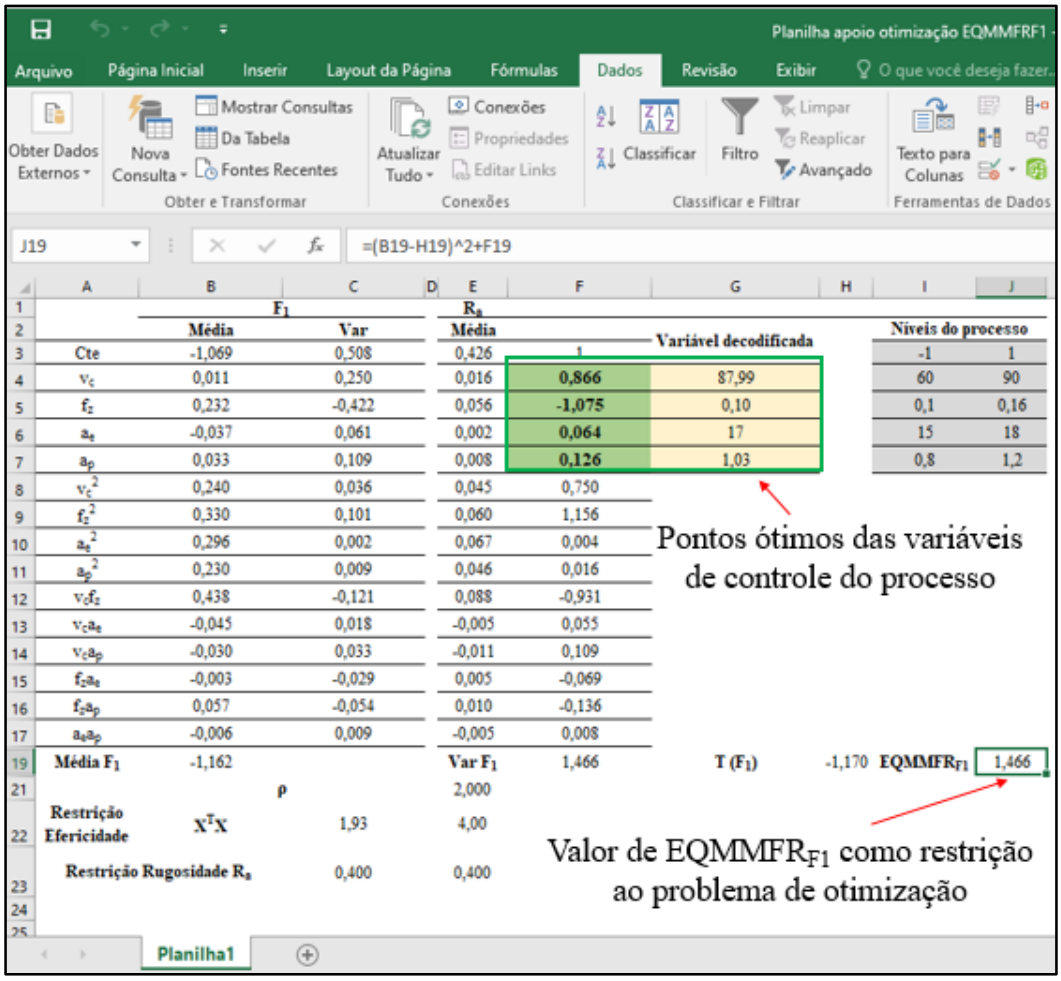
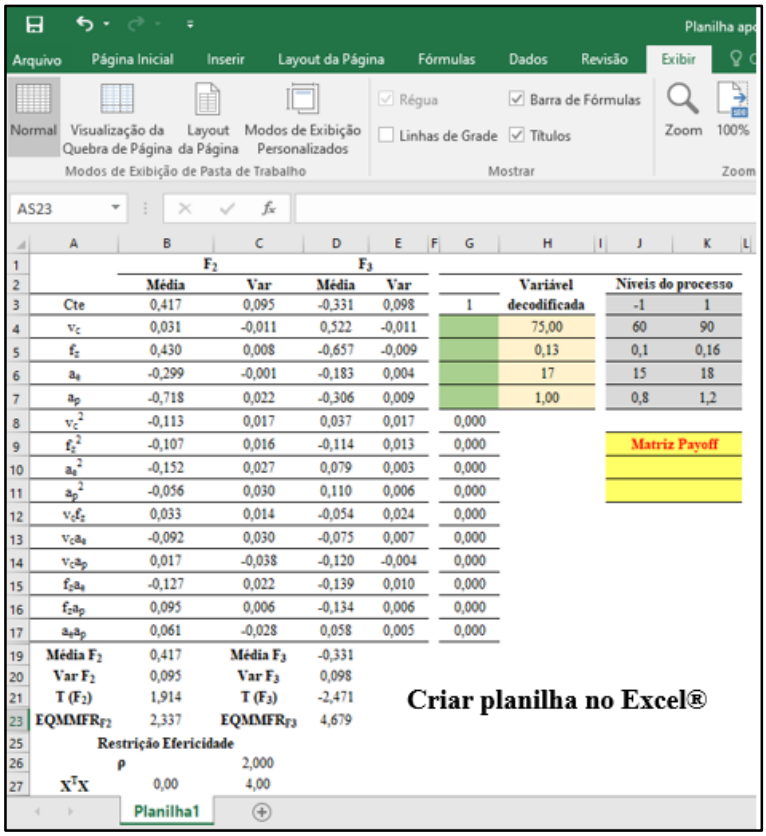


Figura 9.45 – Otimização para a função $EQMMFR_{F1}$ no Excel®(passo 4)



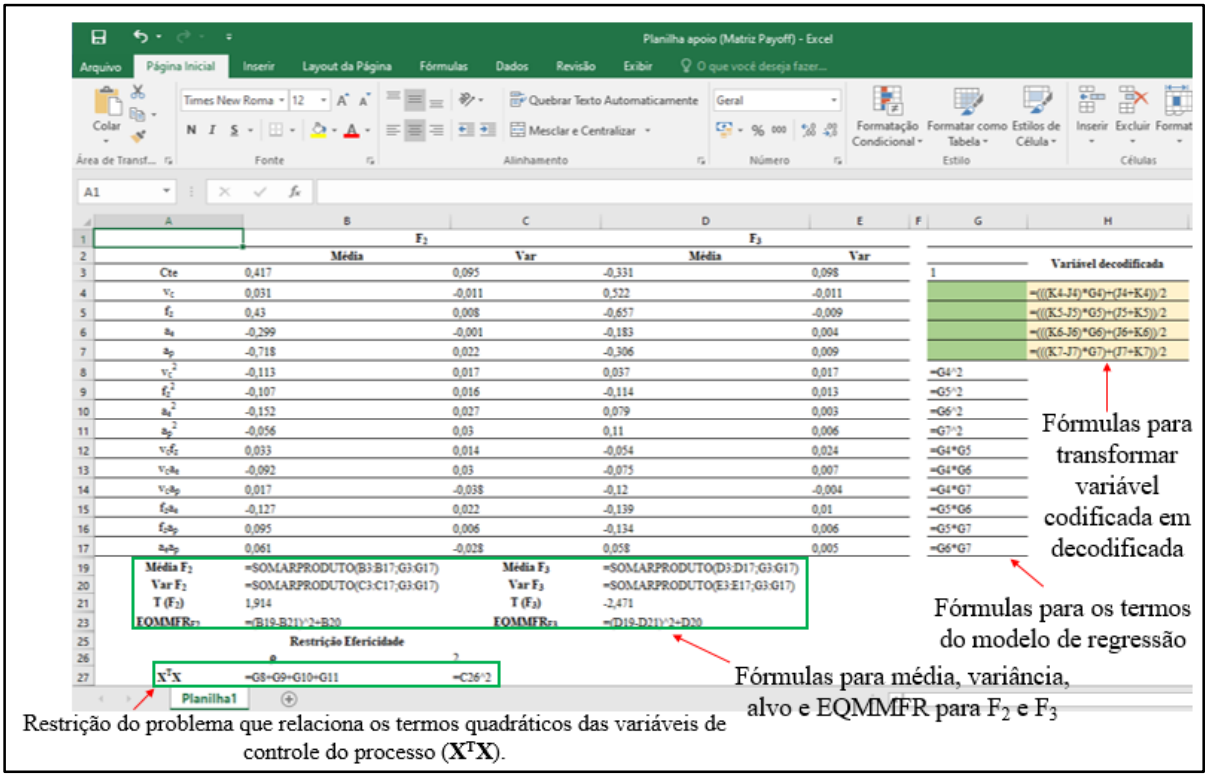
Estabelecido o valor de 1,466 para a função $EQMMFR_{F1}$ foi possível construir a matriz payoff. Criou-se uma planilha em Excel® com uma coluna (A) contendo os termos do modelo de regressão. Posteriormente a coluna B, C, D e E que contêm os coeficientes das equações de média e variância para as variáveis latentes F_2 e F_3, respectivamente, foram geradas. Em seguida a coluna G recebeu o valor um (1) referente ao termo constante do modelo de regressão, um conjunto de células vazias, que serão otimizadas, correspondentes às variáveis de controle do processo, e as demais expressões que foram desenvolvidas em função dessas células vazias e que podem ser visualizadas conforme Figura 9.47. A célula que contêm o as formulações para o cálculo da média para F_2 (B 19), Var F_2 (B 20), o alvo T_{F2} (B21), $EQMMFR_{F2}$ (B23), F_3 (D 19), Var F_3 (D 20), o alvo T_{F3} (D21), $EQMMFR_{F3}$ (D23) e a restrição de esfericidade $\mathbf{X}^T\mathbf{X}$ (C27) podem ser visualizadas nas Figura 9.47. Para construir a matriz *payoff* foi necessário realizar os passos que podem ser visualizados conforme as Figuras 9.46 a 9.51.

Figura 9.46 – Construção da matriz *payoff* (passo 1)



	F_2		F_3					
	Média	Var	Média	Var		Variável decodificada	Níveis do processo	
Cte	0,417	0,095	-0,331	0,098	1		-1	1
v_c	0,031	-0,011	0,522	-0,011		75,00	60	90
f_z	0,430	0,008	-0,657	-0,009		0,13	0,1	0,16
a_e	-0,299	-0,001	-0,183	0,004		17	15	18
a_p	-0,718	0,022	-0,306	0,009		1,00	0,8	1,2
v_c^2	-0,113	0,017	0,037	0,017	0,000			
f_z^2	-0,107	0,016	-0,114	0,013	0,000		Matriz Payoff	
a_e^2	-0,152	0,027	0,079	0,003	0,000			
a_p^2	-0,056	0,030	0,110	0,006	0,000			
v_cf_z	0,033	0,014	-0,054	0,024	0,000			
v_ca_e	-0,092	0,030	-0,075	0,007	0,000			
v_ca_p	0,017	-0,038	-0,120	-0,004	0,000			
f_za_e	-0,127	0,022	-0,139	0,010	0,000			
f_za_p	0,095	0,006	-0,134	0,006	0,000			
a_ea_p	0,061	-0,028	0,058	0,005	0,000			
Média F_2	0,417	Média F_3	-0,331					
Var F_2	0,095	Var F_3	0,098					
T (F_2)	1,914	T (F_3)	-2,471					
$EQMMFR_{F2}$	2,337	$EQMMFR_{F3}$	4,679					
Restrição Efericidade								
ρ		2,000						
X^TX	0,00	4,00						

Figura 9.47 – Construção da matriz *payoff* (passo 2)



	F_2		F_3			
	Média	Var	Média	Var		Variável decodificada
Cte	0,417	0,095	-0,331	0,098	1	
v_c	0,031	-0,011	0,522	-0,011		=(((K4-J4)*G4)+(J4+K4))/2
f_z	0,43	0,008	-0,657	-0,009		=(((K5-J5)*G5)+(J5+K5))/2
a_e	-0,299	-0,001	-0,183	0,004		=(((K6-J6)*G6)+(J6+K6))/2
a_p	-0,718	0,022	-0,306	0,009		=(((K7-J7)*G7)+(J7+K7))/2
v_c^2	-0,113	0,017	0,037	0,017	=G4^2	
f_z^2	-0,107	0,016	-0,114	0,013	=G5^2	
a_e^2	-0,152	0,027	0,079	0,003	=G6^2	
a_p^2	-0,056	0,03	0,11	0,006	=G7^2	
v_cf_z	0,033	0,014	-0,054	0,024	=G4*G5	
v_ca_e	-0,092	0,03	-0,075	0,007	=G4*G6	
v_ca_p	0,017	-0,038	-0,12	-0,004	=G4*G7	
f_za_e	-0,127	0,022	-0,139	0,01	=G5*G6	
f_za_p	0,095	0,006	-0,134	0,006	=G5*G7	
a_ea_p	0,061	-0,028	0,058	0,005	=G6*G7	
Média F_2	=SOMARPRODUTO(B3:B17;G3:G17)		Média F_3	=SOMARPRODUTO(D3:D17;G3:G17)		
Var F_2	=SOMARPRODUTO(C3:C17;G3:G17)		Var F_3	=SOMARPRODUTO(E3:E17;G3:G17)		
T (F_2)	1,914		T (F_3)	-2,471		
$EQMMFR_{F2}$	=(B19-B21)^2+B20		$EQMMFR_{F3}$	=(D19-D21)^2+D20		
Restrição Efericidade						
ρ		2				
X^TX	=G8+G9+G10+G11	=C26^2				

Figura 9.48 – Construção da matriz *payoff* (passo 3)

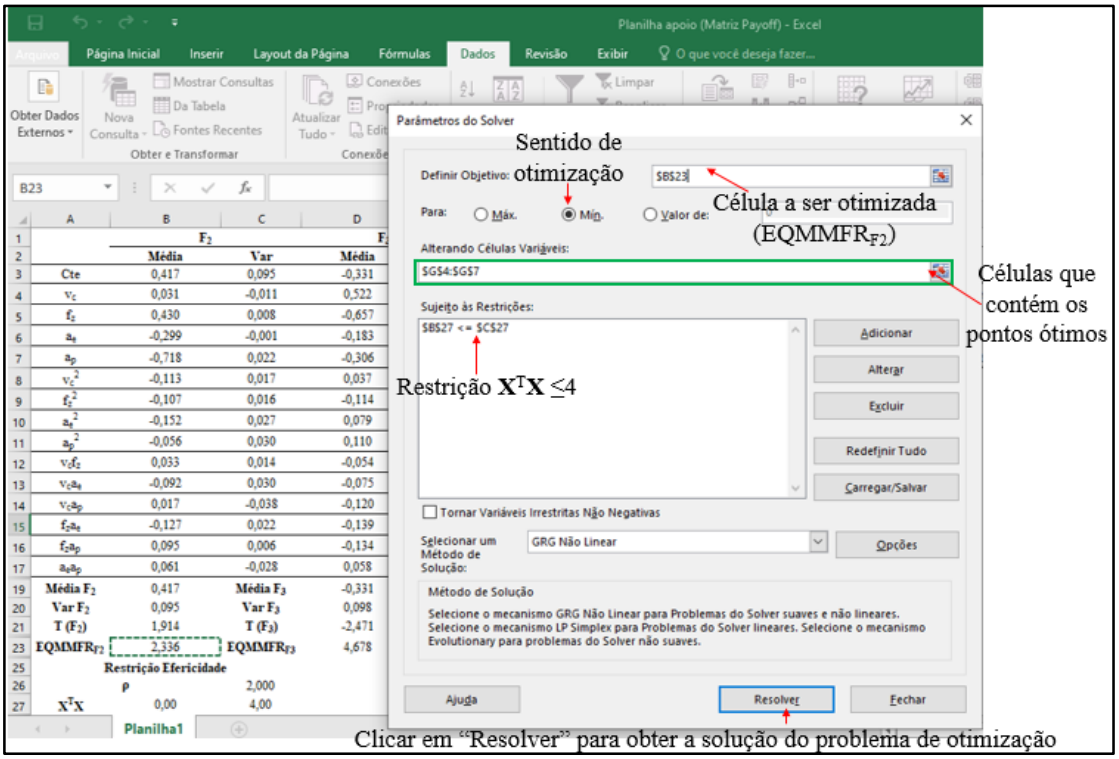


Figura 9.49 – Construção da matriz *payoff* (passo 4)

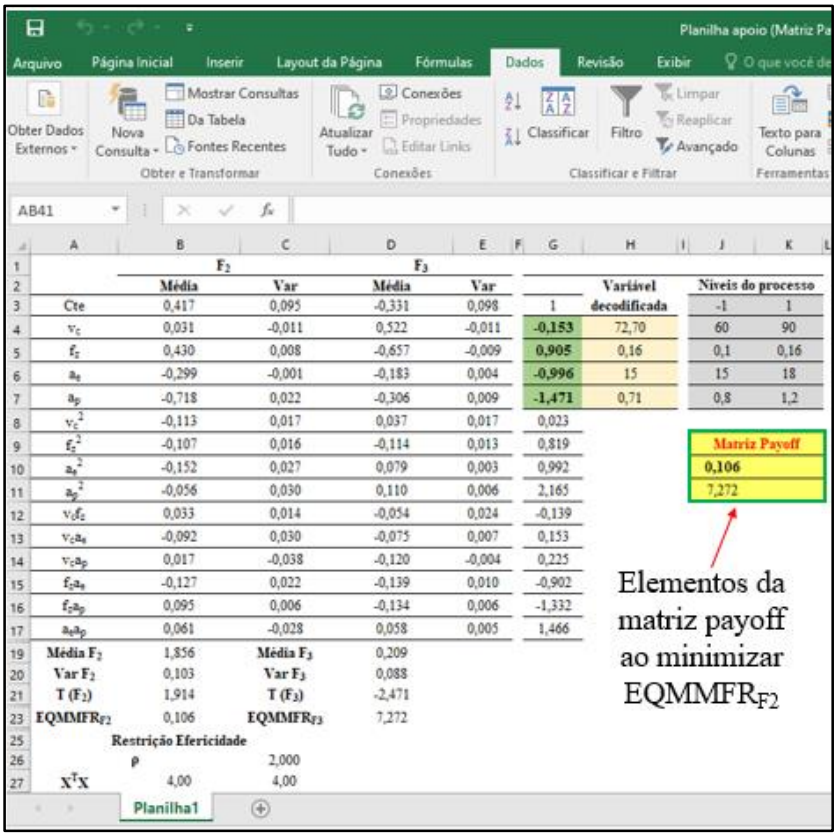


Figura 9.50 – Construção da matriz *payoff* (passo 5)

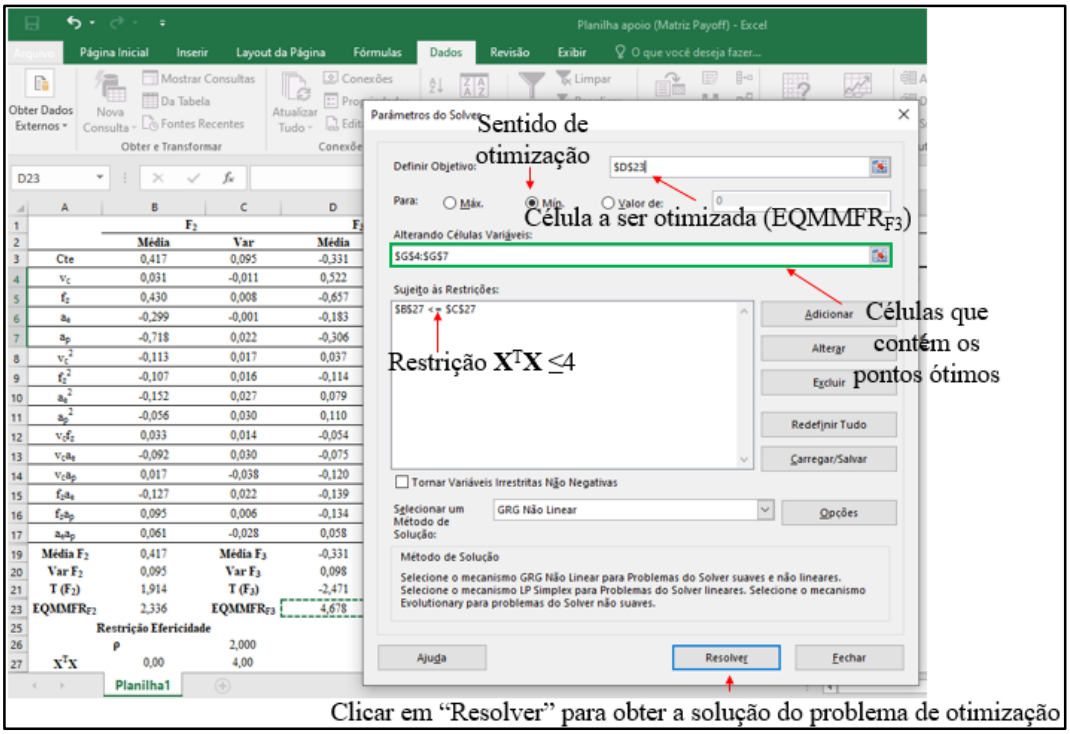
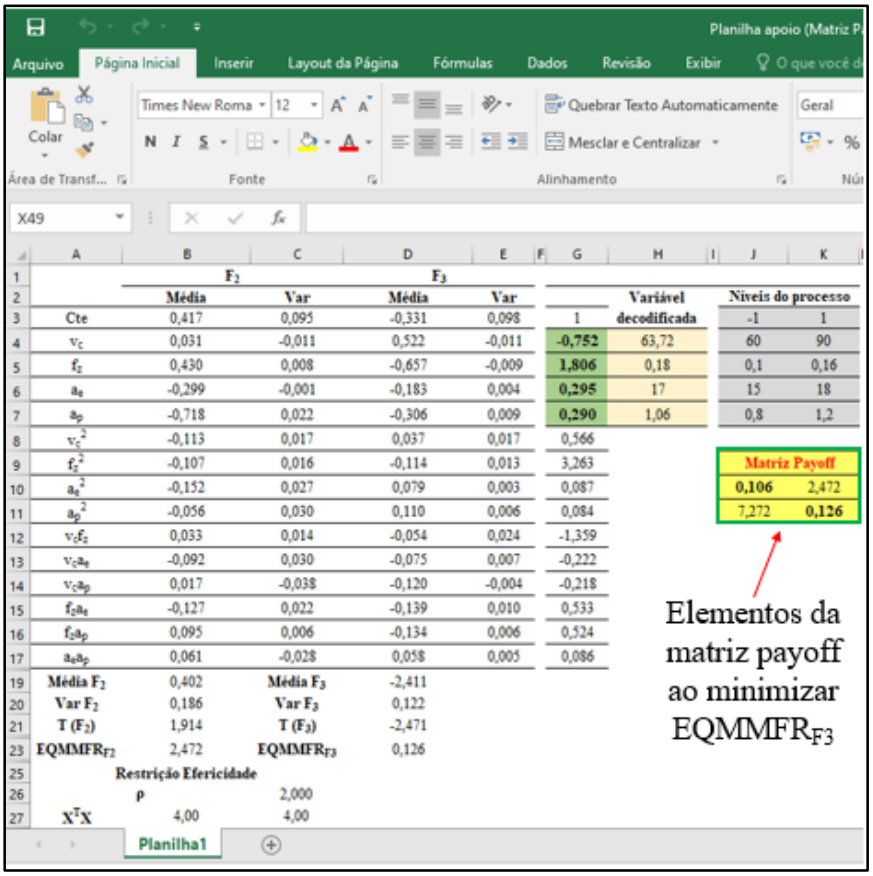


Figura 9.51 – Construção da matriz *payoff* (passo 6)



Estabelecidos os elementos da matriz *payoff* foi possível normalizar as funções EQMMFR de F_2 e F_3. Os termos em negrito dessa matriz (vide Figura 9.51) são denominados de ponto de utopia e os demais são os de Nadir. Utilizando a Equação 6.28 apresentada no capítulo 6 desta tese, realizou-se o cálculo de normalização conforme as Equações 9.71 e 9.72.

$$\overline{EQMMFR_{F_2}} = \frac{EQMMFR_{F_2}(x) - EQMMFR_{F_2}^{U}}{EQMMFR_{F_2}^{N} - EQMMFR_{F_2}^{U}} = \frac{EQMMFR_{F_2}(x) - 0{,}106}{2{,}472 - 0{,}106}$$
$$\overline{EQMMFR_{F_2}} = \frac{EQMMFR_{F_2}(x) - 0{,}106}{2{,}366} \tag{9.71}$$

$$\overline{EQMMFR_{F_3}} = \frac{EQMMFR_{F_3}(x) - EQMMFR_{F_3}^{U}}{EQMMFR_{F_3}^{N} - EQMMFR_{F_3}^{U}} = \frac{EQMMFR_{F_3}(x) - 0{,}126}{7{,}272 - 0{,}126}$$
$$\overline{EQMMFR_{F_3}} = \frac{EQMMFR_{F_3}(x) - 0{,}126}{7{,}146} \tag{9.72}$$

9.2.5 Execução da otimização utilizando o método NBI

Para realizar a otimização aplicando o método NBI utilizou-se o problema de programação não linear conforme a Equação 9.73. O passo a passo estabelecer os pontos ótimos pode ser visualizado nas Figuras 9.52 a 9.56. Como foram estabelecidas 21 soluções alternando o peso $\boldsymbol{w}$ entre 0 e 1 com incrementos de 0,05, o exemplo da aplicação será apresentado somente para um único valor de peso, sendo que o procedimento se repete à medida que o valor de $\boldsymbol{w}$ é alterado.

$$\begin{aligned} &Min \quad \frac{EQMMFR_{F_2}(x) - 0{,}106}{2{,}366} \\ &suj.\ a: \left(\frac{EQMMFR_{F_2}(x) - 0{,}106}{2{,}366}\right) - \left(\frac{EQMMFR_{F_3}(x) - 0{,}126}{7{,}146}\right) + 2w - 1 = 0 \\ &\qquad \mathbf{x}^T\mathbf{x} \le 4 \\ &\qquad EQMMFR_{F_1} \le 1{,}466 \end{aligned} \tag{9.73}$$

Inicialmente criou-se uma planilha no Excel®, conforme Figura 9.52, que contém as informações necessárias para viabilizar a otimização do problema apresentado na Equação 9.73. A Coluna B apresenta os termos do modelo de regressão, as colunas C, D, E, F, G e H contém os coeficientes das equações de média e variância para as variáveis latentes F_1, F_2 e F_3, respectivamente. As colunas J, K, L, M, N, O e P engloba os coeficientes das equações de média para as variáveis originais R_a, R_q, R_t, R_z, MRR, CE_{elet} e QE_{CO2}. A coluna Q recebeu o valor um (1) referente ao termo

constante do modelo de regressão, um conjunto de células vazias, que serão otimizadas, correspondentes às variáveis de controle do processo, e as demais expressões que foram desenvolvidas em função dessas células vazias. Nas células T10, U10, T11 e U11 encontram-se os elementos da matriz *payoff*. Na célula U14 localiza-se o valor do peso **w** que foi alterado a cada processo de otimização. As demais células preenchidas na planilha Excel® foram as formulações utilizadas, conforme as recomendações do método NBI. Estas formulações podem ser visualizadas nas Figuras 9.53 e 9.54.

Figura 9.52 – Otimização utilizando o método NBI (Passo 1)

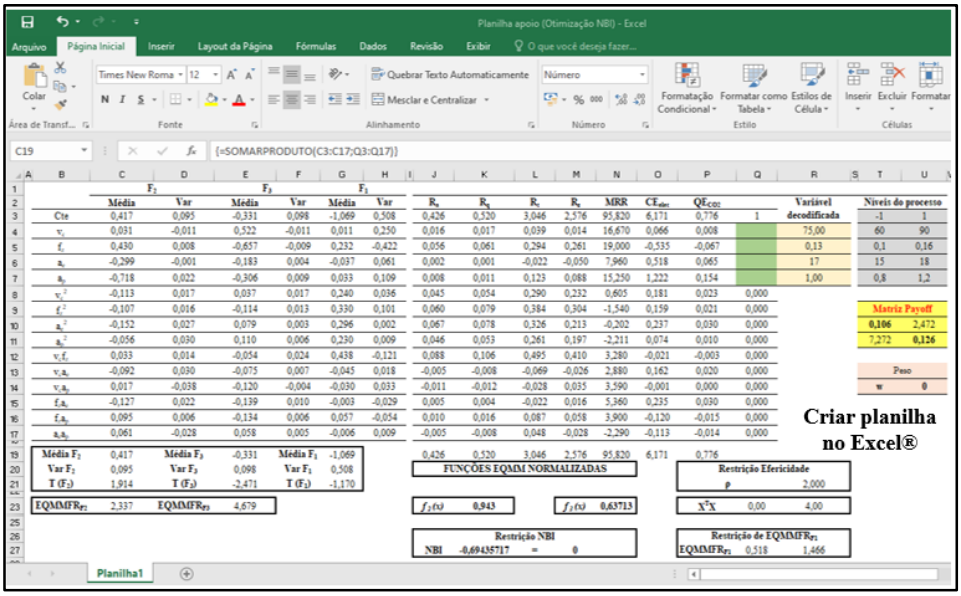


Figura 9.53 – Otimização utilizando o método NBI (Passo 2 – parte A)

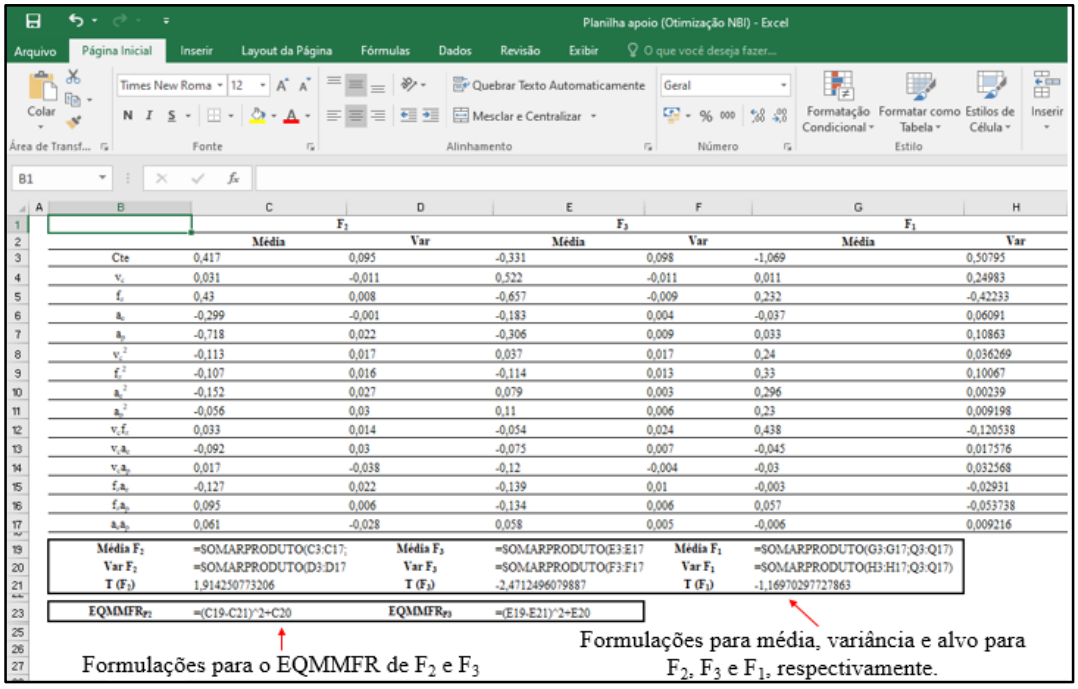


Figura 9.54 – Otimização utilizando o método NBI (Passo 2 – parte B)

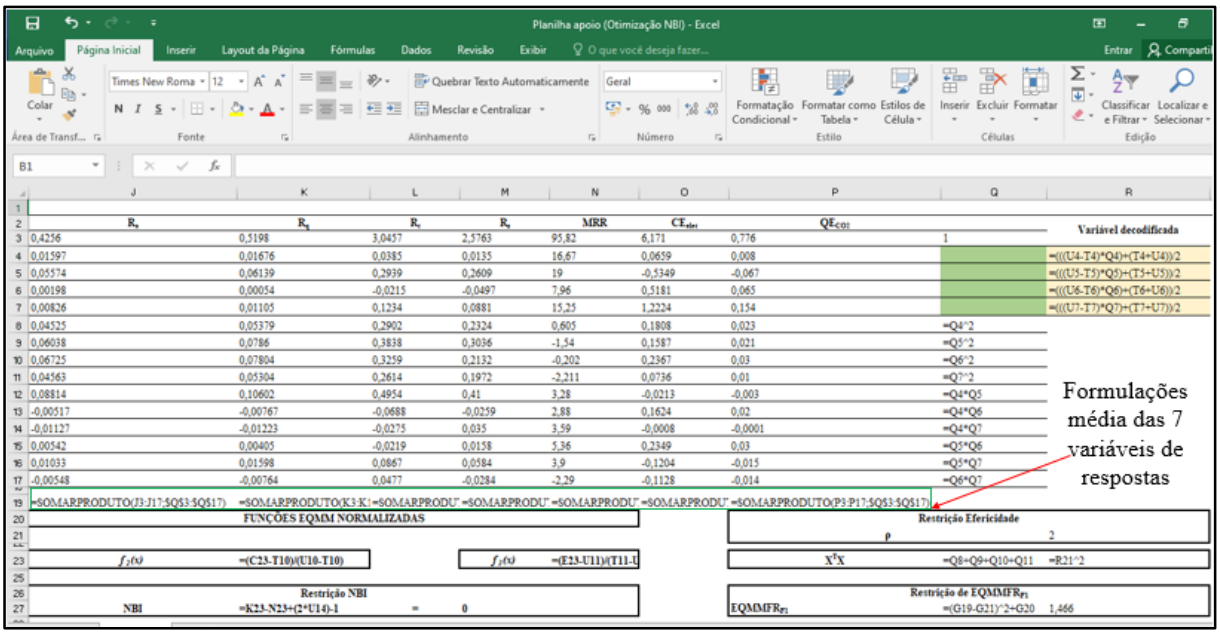


Figura 9.55 – Otimização utilizando o método NBI (Passo 3)

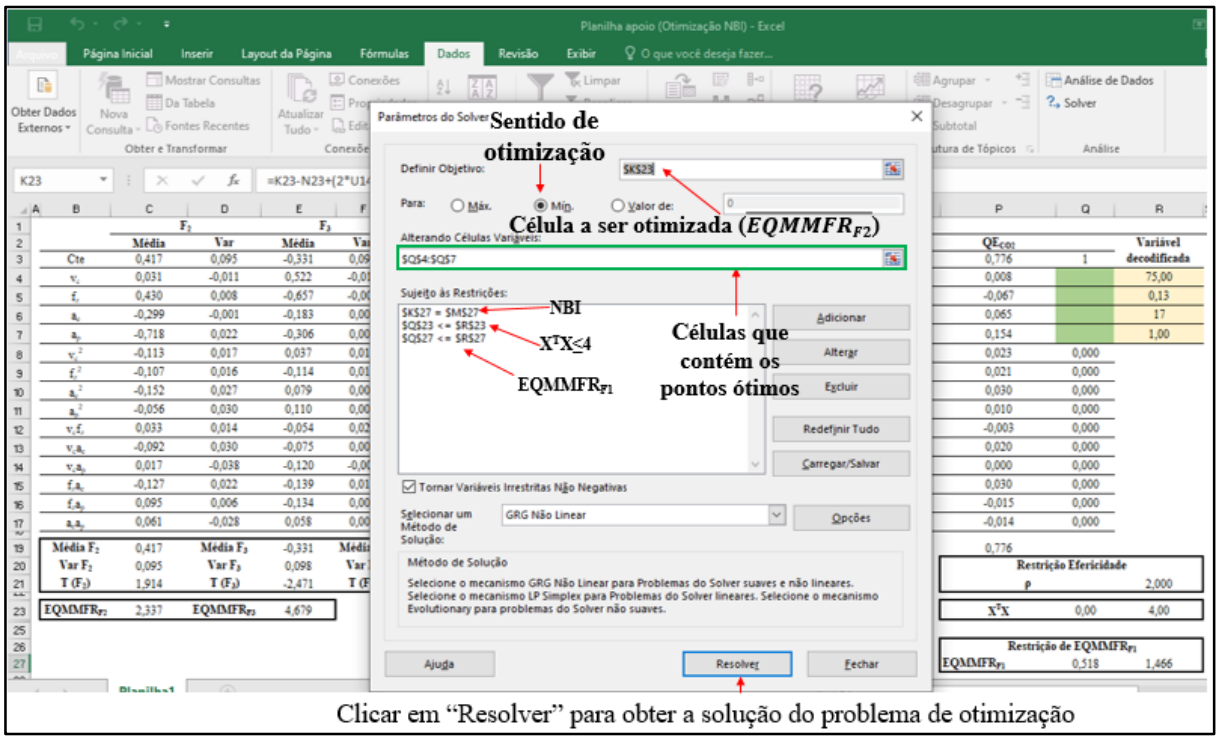
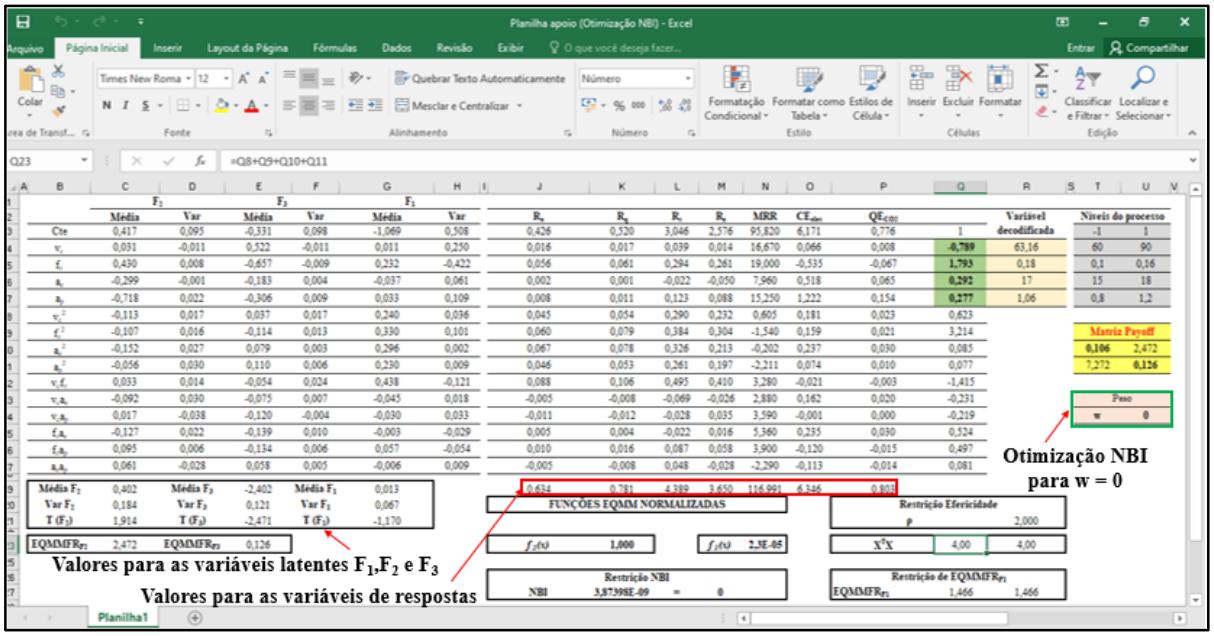
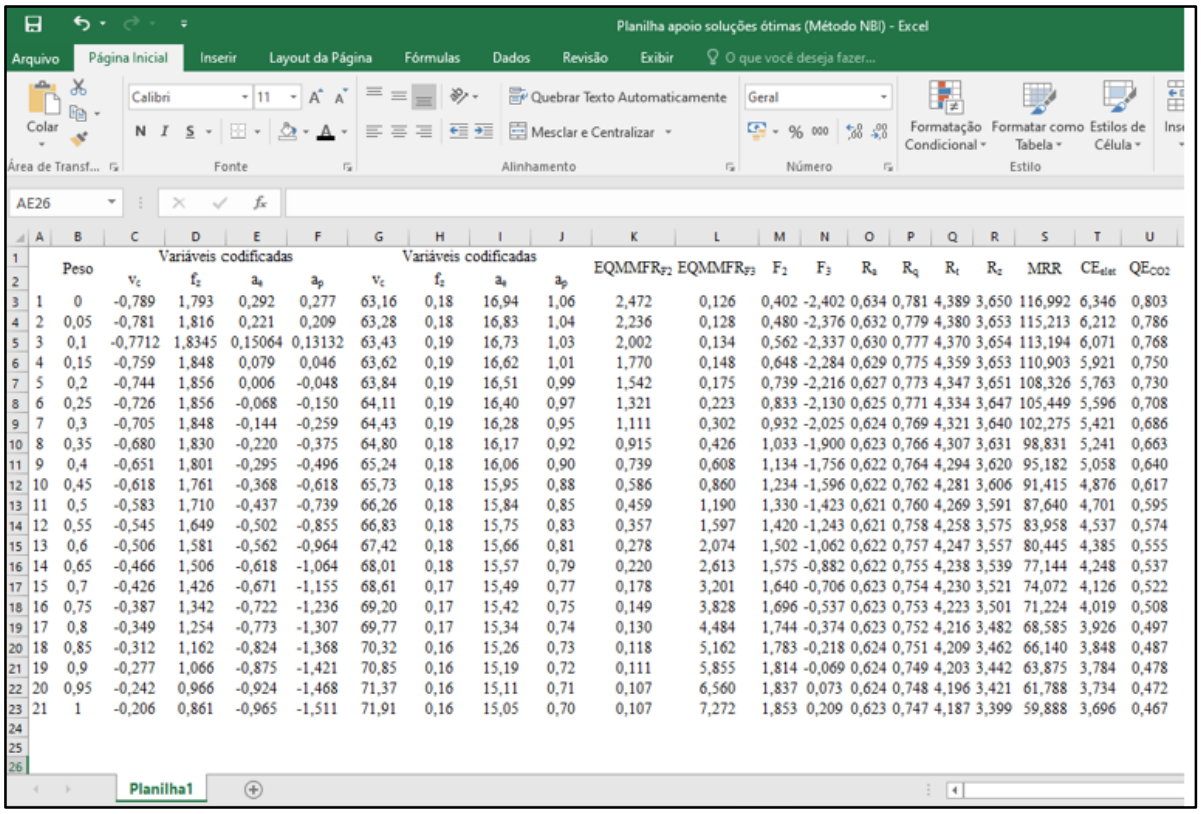


Figura 9.56 – Otimização utilizando o método NBI (Passo 4)



Com as otimizações realizadas para cada peso **w** foi possível encontrar as 21 soluções pertencentes a fronteira de Pareto. A Figura 9.57 ilustra o "*print*" da planilha em Excel® com os resultados da otimização utilizando o método NBI. Com esses dados utilizou-se o Minitab 17® para construir a fronteira de Pareto, conforme o passo a passo ilustrado nas Figuras 9.58 a 9.61.

Figura 9.57 – "Print" da planilha em Excel® com as 21 soluções ótimas de Pareto



	Peso	Variáveis codificadas				Variáveis codificadas				EQMMFR$_{F2}$	EQMMFR$_{F3}$	F_2	F_3	R_a	R_q	R_t	R_z	MRR	CE_{elet}	QE_{CO2}
		v_c	f_z	a_e	a_p	v_c	f_z	a_e	a_p											
1	0	-0,789	1,793	0,292	0,277	63,16	0,18	16,94	1,06	2,472	0,126	0,402	-2,402	0,634	0,781	4,389	3,650	116,992	6,346	0,803
2	0,05	-0,781	1,816	0,221	0,209	63,28	0,18	16,83	1,04	2,236	0,128	0,480	-2,376	0,632	0,779	4,380	3,653	115,213	6,212	0,786
3	0,1	-0,7712	1,8345	0,15064	0,13132	63,43	0,19	16,73	1,03	2,002	0,134	0,562	-2,337	0,630	0,777	4,370	3,654	113,194	6,071	0,768
4	0,15	-0,759	1,848	0,079	0,046	63,62	0,19	16,62	1,01	1,770	0,148	0,648	-2,284	0,629	0,775	4,359	3,653	110,903	5,921	0,750
5	0,2	-0,744	1,856	0,006	-0,048	63,84	0,19	16,51	0,99	1,542	0,175	0,739	-2,216	0,627	0,773	4,347	3,651	108,326	5,763	0,730
6	0,25	-0,726	1,856	-0,068	-0,150	64,11	0,19	16,40	0,97	1,321	0,223	0,833	-2,130	0,625	0,771	4,334	3,647	105,449	5,596	0,708
7	0,3	-0,705	1,848	-0,144	-0,259	64,43	0,19	16,28	0,95	1,111	0,302	0,932	-2,025	0,624	0,769	4,321	3,640	102,275	5,421	0,686
8	0,35	-0,680	1,830	-0,220	-0,375	64,80	0,18	16,17	0,92	0,915	0,426	1,033	-1,900	0,623	0,766	4,307	3,631	98,831	5,241	0,663
9	0,4	-0,651	1,801	-0,295	-0,496	65,24	0,18	16,06	0,90	0,739	0,608	1,134	-1,756	0,622	0,764	4,294	3,620	95,182	5,058	0,640
10	0,45	-0,618	1,761	-0,368	-0,618	65,73	0,18	15,95	0,88	0,586	0,860	1,234	-1,596	0,622	0,762	4,281	3,606	91,415	4,876	0,617
11	0,5	-0,583	1,710	-0,437	-0,739	66,26	0,18	15,84	0,85	0,459	1,190	1,330	-1,423	0,621	0,760	4,269	3,591	87,640	4,701	0,595
12	0,55	-0,545	1,649	-0,502	-0,855	66,83	0,18	15,75	0,83	0,357	1,597	1,420	-1,243	0,621	0,758	4,258	3,575	83,958	4,537	0,574
13	0,6	-0,506	1,581	-0,562	-0,964	67,42	0,18	15,66	0,81	0,278	2,074	1,502	-1,062	0,622	0,757	4,247	3,557	80,445	4,385	0,555
14	0,65	-0,466	1,506	-0,618	-1,064	68,01	0,18	15,57	0,79	0,220	2,613	1,575	-0,882	0,622	0,755	4,238	3,539	77,144	4,248	0,537
15	0,7	-0,426	1,426	-0,671	-1,155	68,61	0,17	15,49	0,77	0,178	3,201	1,640	-0,706	0,623	0,754	4,230	3,521	74,072	4,126	0,522
16	0,75	-0,387	1,342	-0,722	-1,236	69,20	0,17	15,42	0,75	0,149	3,828	1,696	-0,537	0,623	0,753	4,223	3,501	71,224	4,019	0,508
17	0,8	-0,349	1,254	-0,773	-1,307	69,77	0,17	15,34	0,74	0,130	4,484	1,744	-0,374	0,623	0,752	4,216	3,482	68,585	3,926	0,497
18	0,85	-0,312	1,162	-0,824	-1,368	70,32	0,16	15,26	0,73	0,118	5,162	1,783	-0,218	0,624	0,751	4,209	3,462	66,140	3,848	0,487
19	0,9	-0,277	1,066	-0,875	-1,421	70,85	0,16	15,19	0,72	0,111	5,855	1,814	-0,069	0,624	0,749	4,203	3,442	63,875	3,784	0,478
20	0,95	-0,242	0,966	-0,924	-1,468	71,37	0,16	15,11	0,71	0,107	6,560	1,837	0,073	0,624	0,748	4,196	3,421	61,788	3,734	0,472
21	1	-0,206	0,861	-0,965	-1,511	71,91	0,16	15,05	0,70	0,107	7,272	1,853	0,209	0,623	0,747	4,187	3,399	59,888	3,696	0,467

Figura 9.58 – Construção da Fronteira de Pareto (Passo 1)

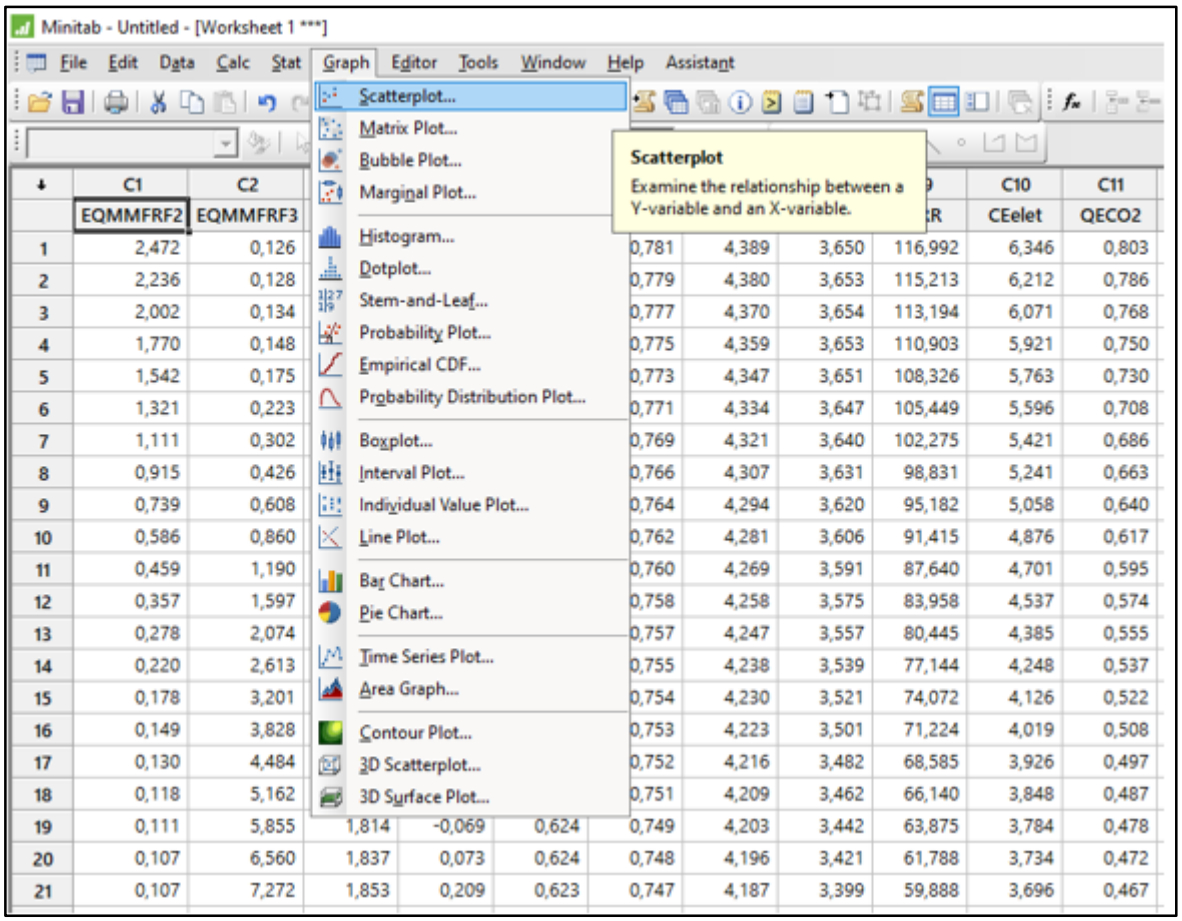


Figura 9.59 – Construção da Fronteira de Pareto (Passo 2)

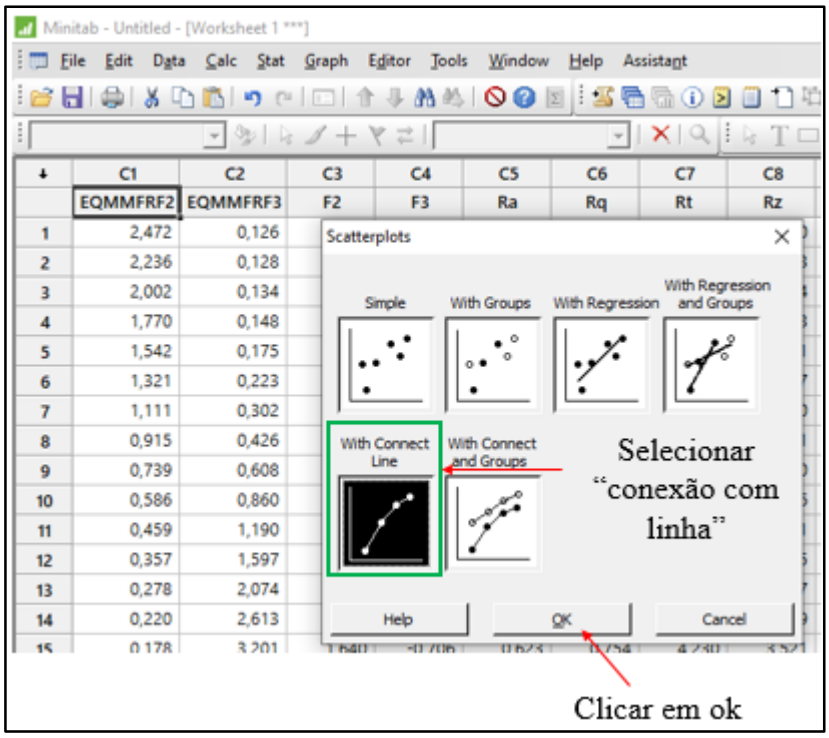


Figura 9.60 – Construção da Fronteira de Pareto (Passo 3)

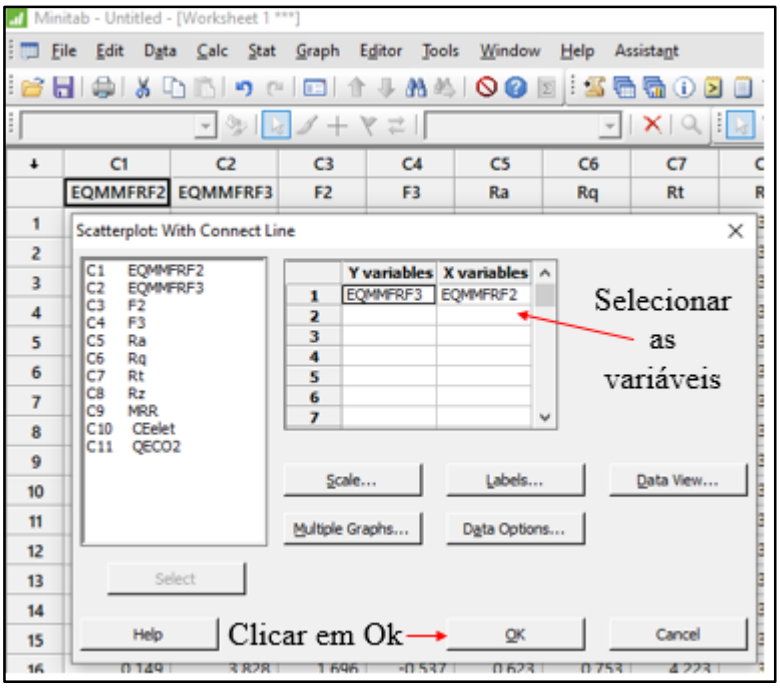
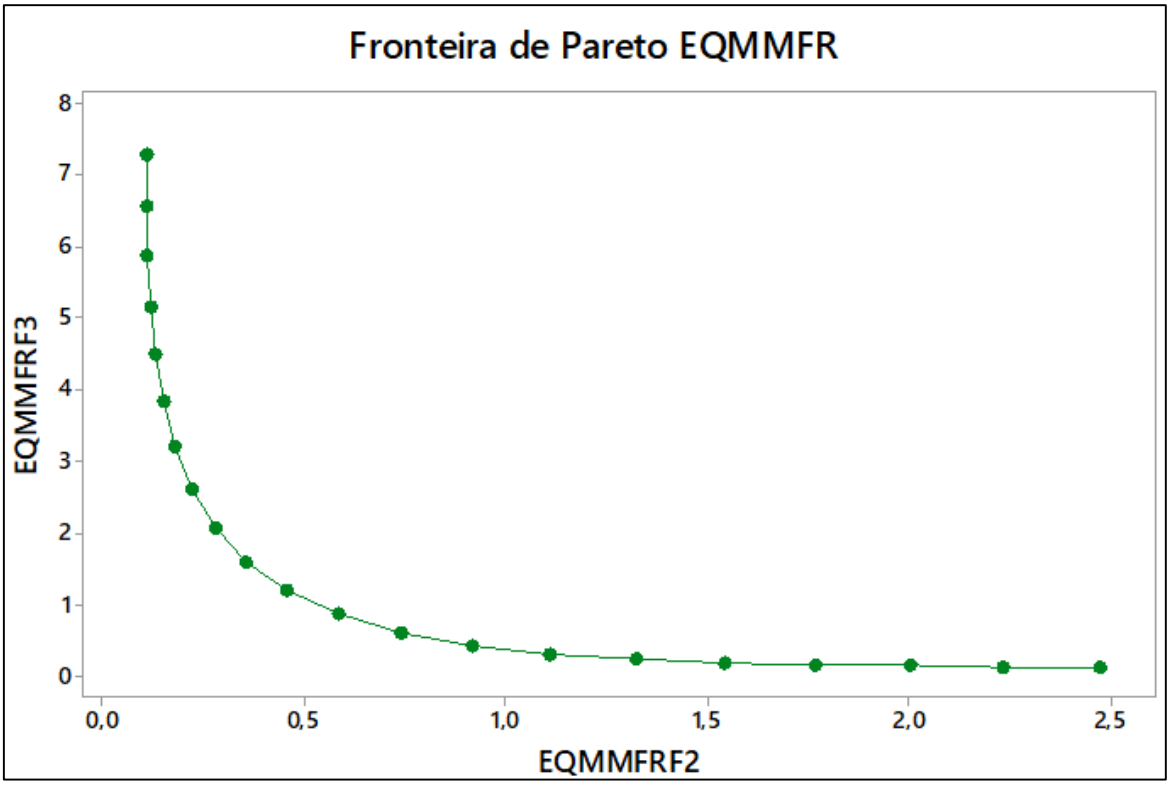


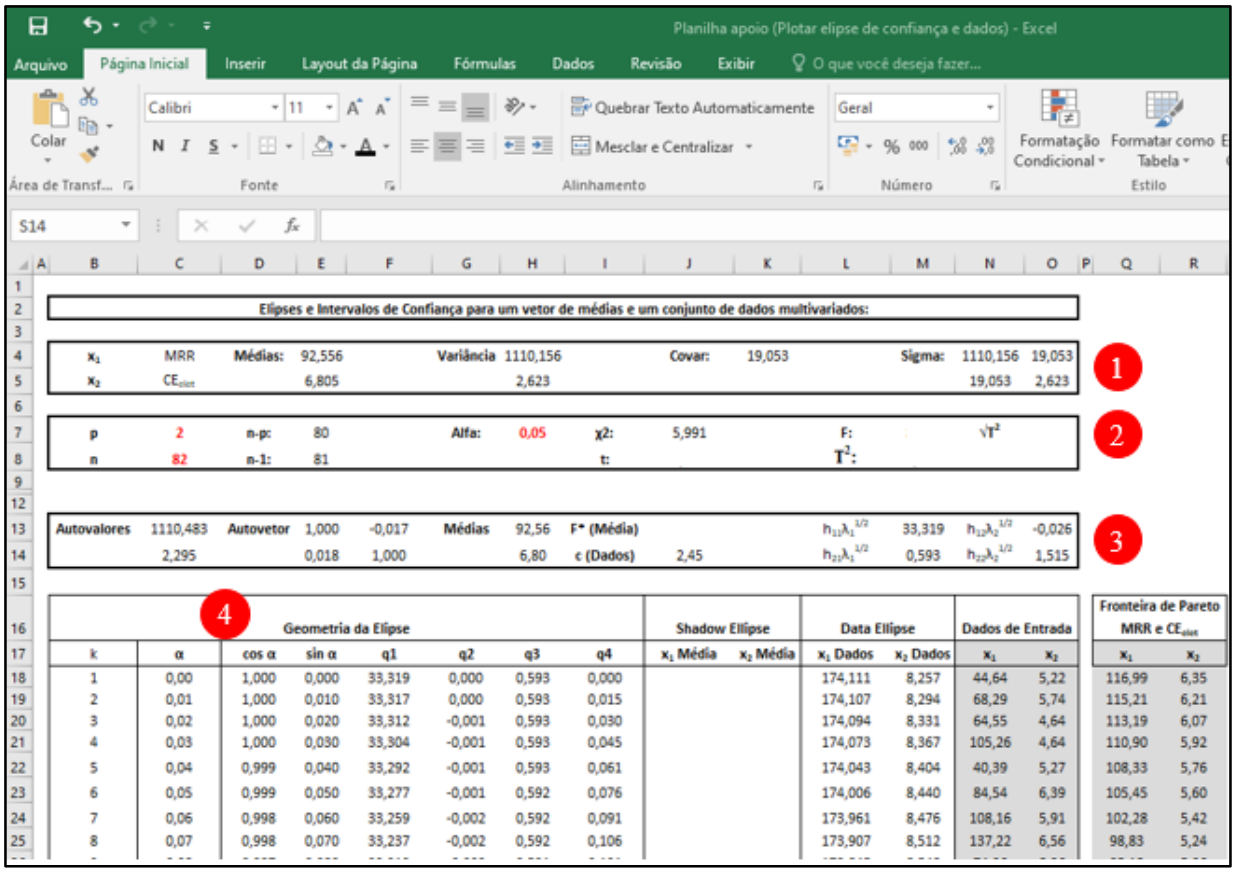
Figura 9.61 – Construção da Fronteira de Pareto (Passo 4)



9.2.6 Plotagem da elipse de confiança entre *MRR* x CE_{elet}

Para construir a elipse de confiança dos dados e a fronteira de Pareto entre a *MRR* x CE_{elet} assim como, *MRR* x QE_{CO2} foi desenvolvida uma planilha em Excel® e que pode ser visualizada na Figura 9.62.

Figura 9.62 – Planilha de cálculo para construção da elipse de confiança



Os cálculos realizados e indicado pelo número 1 na planilha em Excel® faz referência as informações necessárias para construir a matriz de variância-covariância, uma vez que foi identificada uma correlação entre CE_{elet}, QE_{CO2} e *MRR*, ou seja, foi identificada uma natureza multivariada para estes conjuntos de dados.

Os cálculos feitos e identificado pelo número 2 faz referência à estatística teste de Qui-Quadrado. O valor de χ^2foi determinado pois ele é utilizado para estabelecer a elipse de confiança de dados, assim como a matriz de autovalores e autovetores da matriz de variância-covariância, apontado como número 3.

Em relação aos cálculos indicado pelo número 4 trata-se dos valores responsáveis por dar a forma geométrica a Elipse. Como α é o ângulo utilizado para calcular as coordenadas paramétricas da elipse em cada ponto do plano XY, este valor variou de 0 a 2π (coluna C18 a C647). Por restrição de espaço não foi possível apresentar a planilha completa para o cálculo da elipse de confiança. Os

termos q1 (F17), q2 (G17), q3 (H17) e q4 (I17) são determinados utilizando as Equações 9.74 a 9.77 respectivamente.

$$q_1 = h_{11} \times \sqrt{\lambda_1} \times \cos(\alpha) \tag{9.74}$$

$$q_2 = h_{12} \times \sqrt{\lambda_2} \times \sin(\alpha) \tag{9.75}$$

$$q_3 = h_{21} \times \sqrt{\lambda_1} \times \cos(\alpha) \tag{9.76}$$

$$q_4 = h_{22} \times \sqrt{\lambda_2} \times \sin(\alpha) \tag{9.77}$$

Nas células L17 e M17 encontram-se os dados que foram calculados para construir a elipse de confiança. Para determinar esses valores foram utilizados as Equações 9.78 e 9.79. As células N17 e O 17 referem-se aos dados que foram coletados durante os ensaios experimentais e as informações das células Q17 e R17 são os pontos ótimos que foram obtidos ao aplicar o método NBI.

$$x_1(\text{dados}) = \mu_{x_1} + \left[c \times (q_1 + q_2)\right] \tag{9.78}$$

$$x_2(\text{dados}) = \mu_{x_2} + \left[c \times (q_3 + q_4)\right] \tag{9.79}$$

Sendo que o valor de c é calculado conforme Equação 9.80.

$$c = \sqrt{\chi^2} \tag{9.80}$$

Para gerar o gráfico com a elipse de dados e com a fronteira de Pareto envolvendo, por exemplo, a taxa de remoção e o consumo de energia elétrica, foi utilizado a seguinte sequência de passo, na planilha em Excel®, conforme Figuras 9.63 a 9.69.

Figura 9.63 – Construção da elipse de confiança (passo 1)

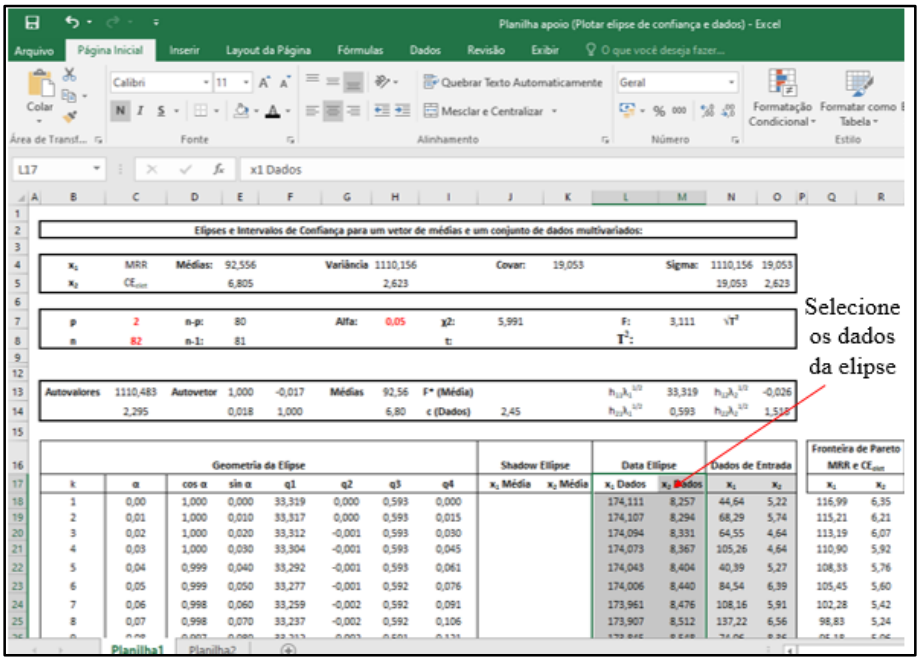


Figura 9.64 – Construção da elipse de confiança (passo 2)

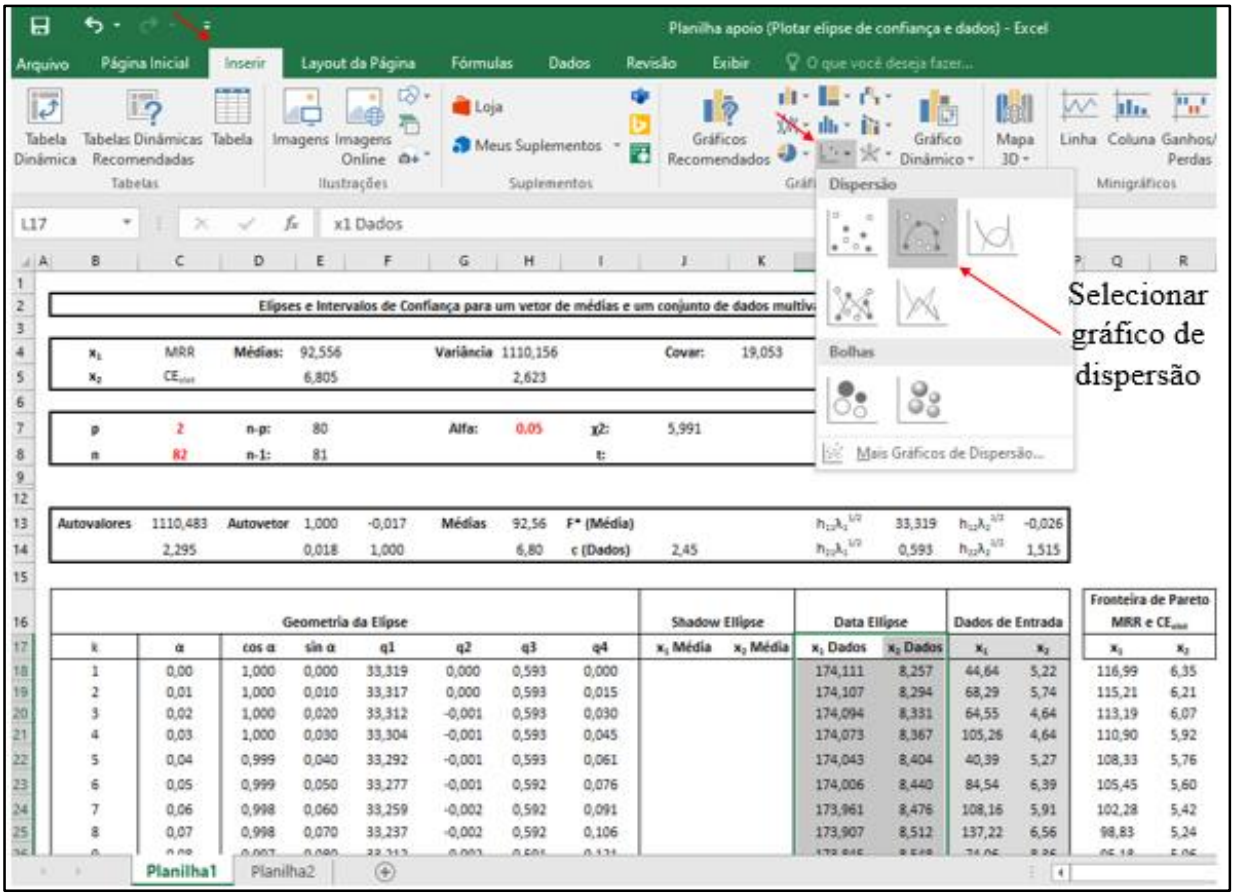


Figura 9.65 – Construção da elipse de confiança (passo 3)

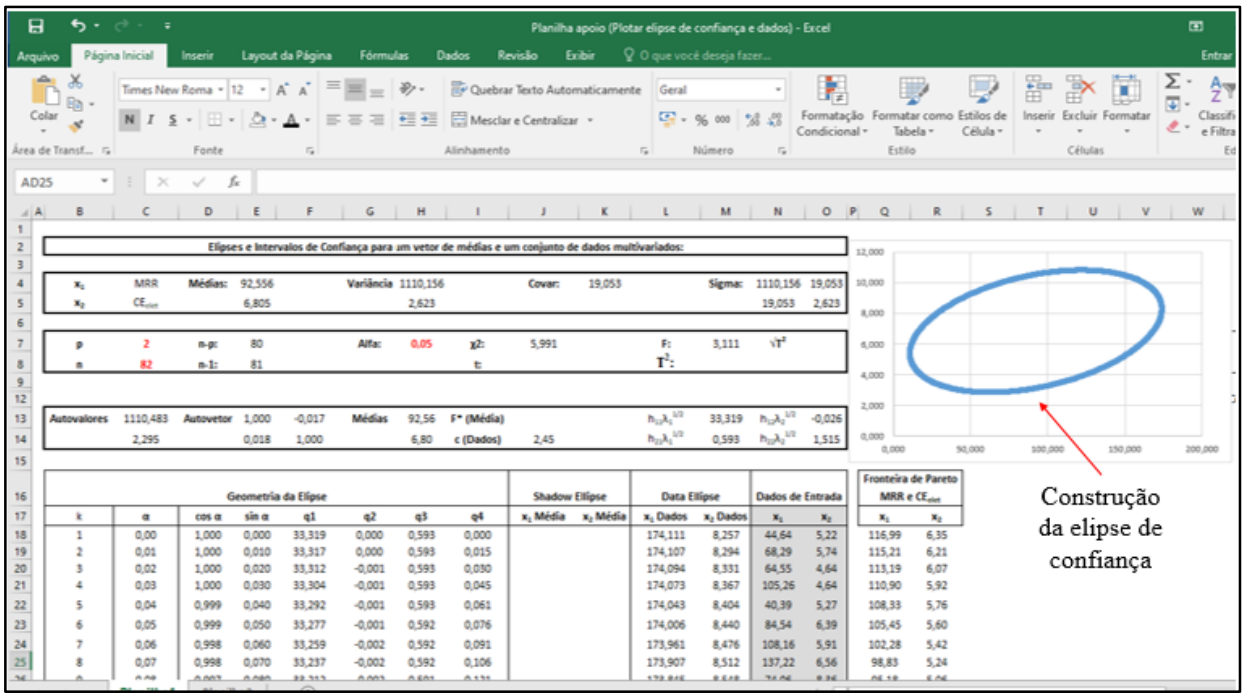


Figura 9.66 – Construção da elipse de confiança (passo 4)

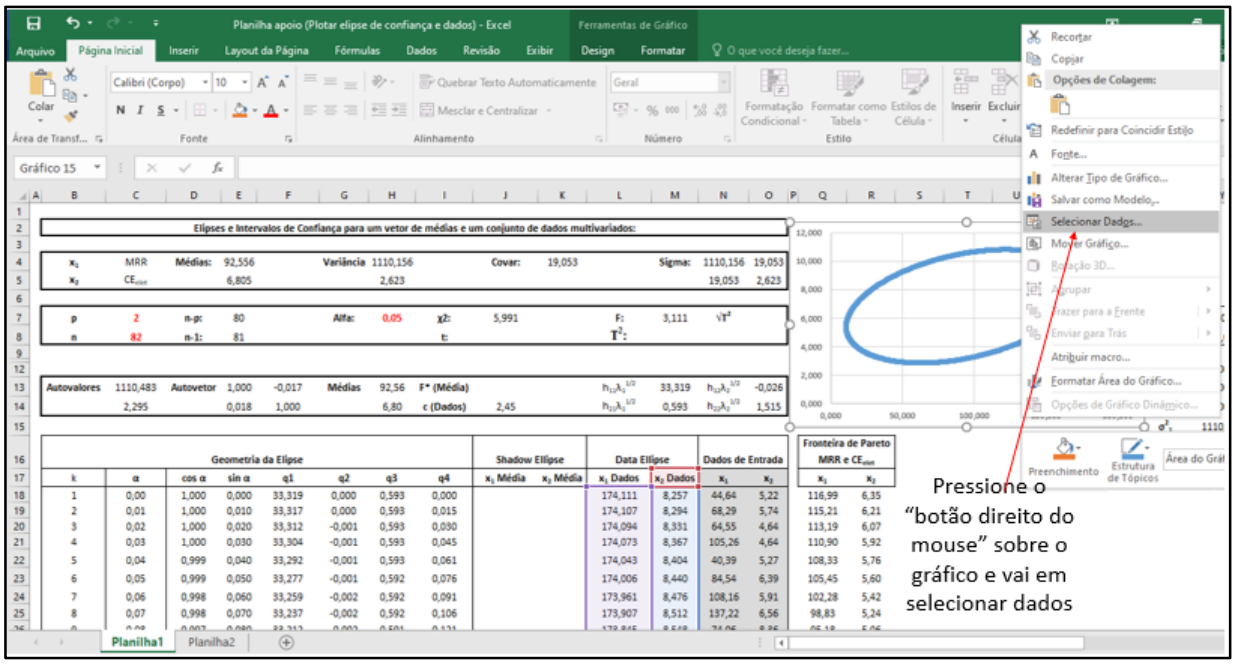


Figura 9.67 – Construção da elipse de confiança (passo 5)

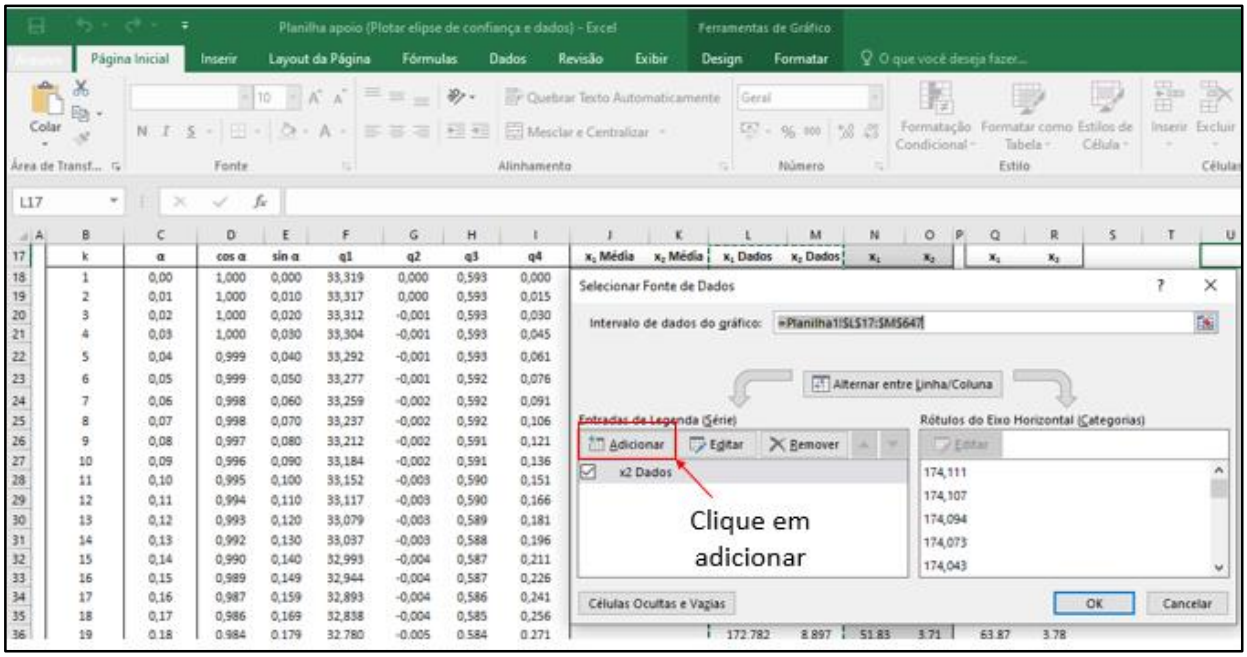


Figura 9.68 – Construção da elipse de confiança (passo 6)

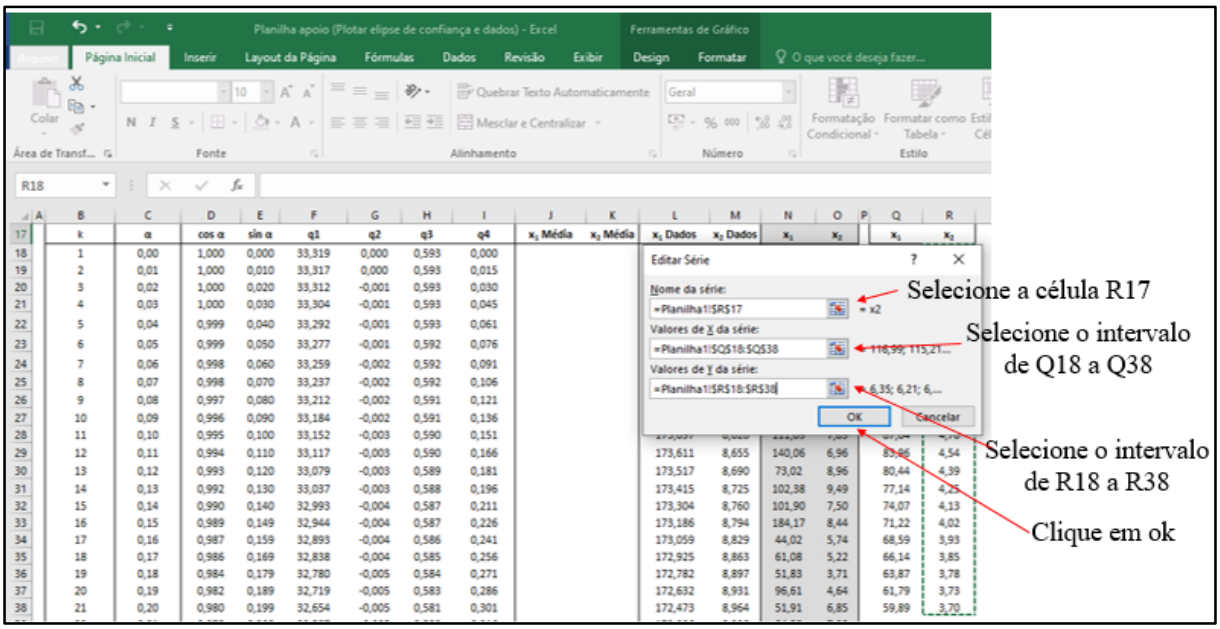
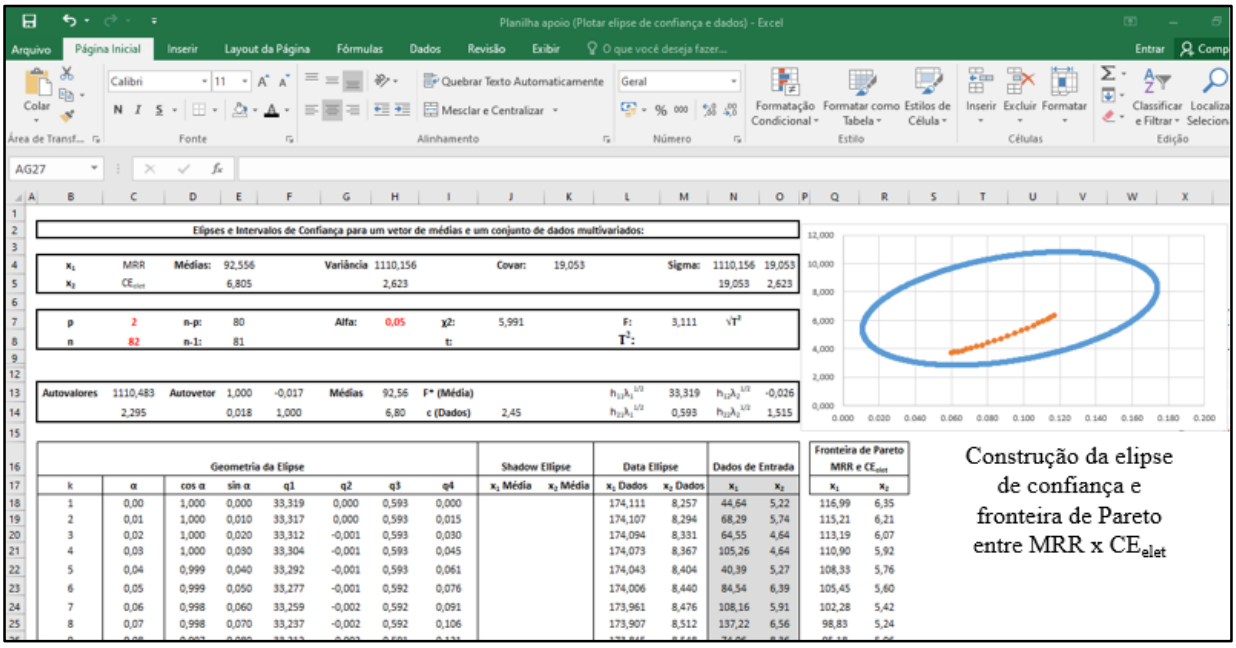


Figura 9.69 – Construção da elipse de confiança (passo 7)



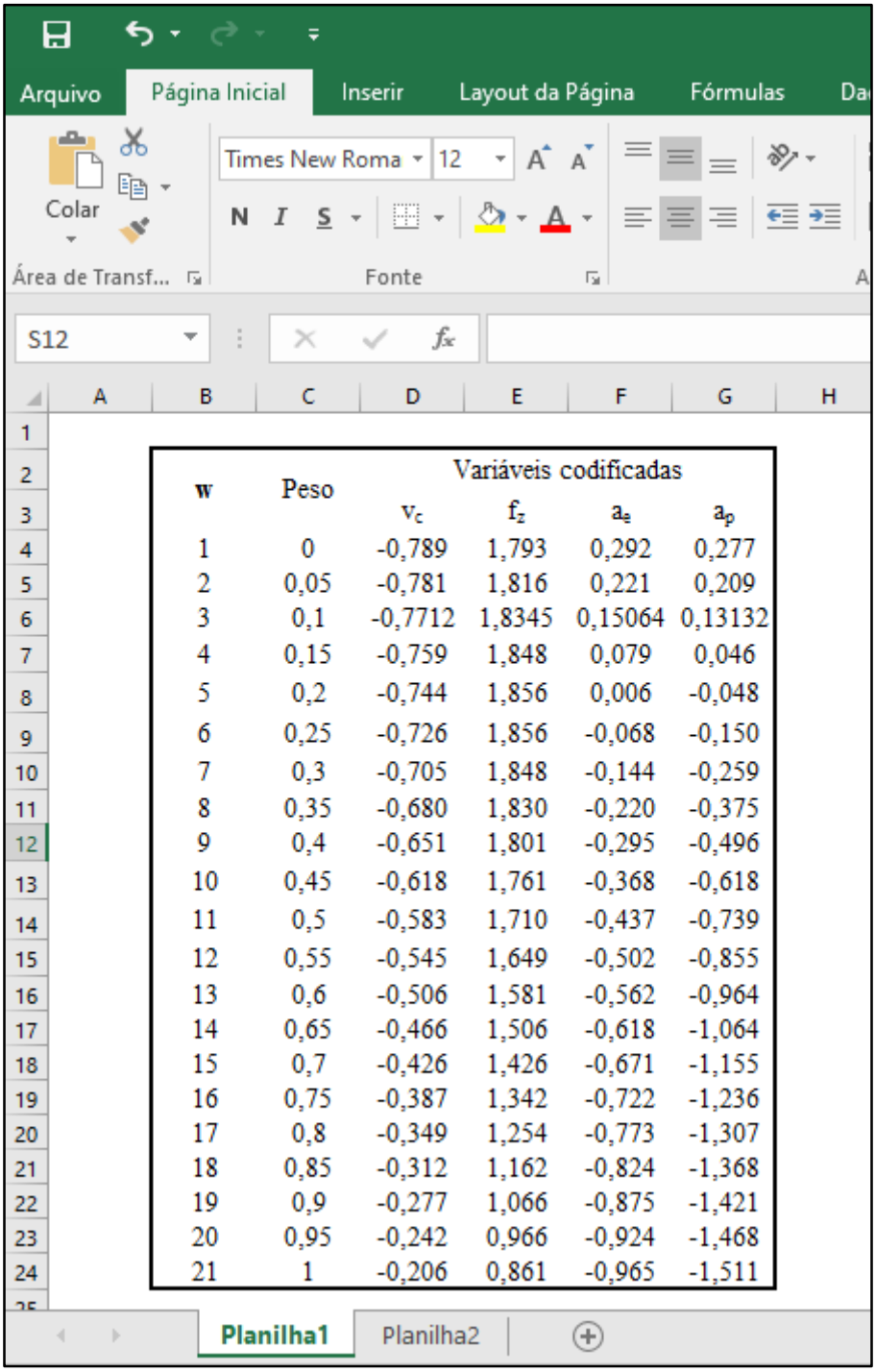
9.2.7 Encontrando a solução ótima via distância de Mahalanobis

Finalizado a fase de otimização utilizando o método NBI, a próxima etapa foi escolher o melhor ponto dentre os ótimos pertencentes à fronteira de Pareto. Como critério de seleção foi utilizado a distância de Mahalanobis e seu procedimento de cálculo já foi discutido nos capítulos 4 e

6 desta tese. Nos próximos parágrafos serão apresentados o passo a passo para selecionar o melhor ponto da fronteira de Pareto.

Primeiramente foi calculado a matriz de variância-covariância ($\boldsymbol{C}$) e sua inversa utilizando os 21 pontos ótimos estabelecidos após a otimização utilizando o método NBI. A Figura 9.70 ilustra o "print" da planilha em Excel® com as melhores soluções.

Figura 9.70 – Matriz com os pontos ótimos soluções



w	Peso	Variáveis codificadas			
		v_c	f_z	a_e	a_p
1	0	-0,789	1,793	0,292	0,277
2	0,05	-0,781	1,816	0,221	0,209
3	0,1	-0,7712	1,8345	0,15064	0,13132
4	0,15	-0,759	1,848	0,079	0,046
5	0,2	-0,744	1,856	0,006	-0,048
6	0,25	-0,726	1,856	-0,068	-0,150
7	0,3	-0,705	1,848	-0,144	-0,259
8	0,35	-0,680	1,830	-0,220	-0,375
9	0,4	-0,651	1,801	-0,295	-0,496
10	0,45	-0,618	1,761	-0,368	-0,618
11	0,5	-0,583	1,710	-0,437	-0,739
12	0,55	-0,545	1,649	-0,502	-0,855
13	0,6	-0,506	1,581	-0,562	-0,964
14	0,65	-0,466	1,506	-0,618	-1,064
15	0,7	-0,426	1,426	-0,671	-1,155
16	0,75	-0,387	1,342	-0,722	-1,236
17	0,8	-0,349	1,254	-0,773	-1,307
18	0,85	-0,312	1,162	-0,824	-1,368
19	0,9	-0,277	1,066	-0,875	-1,421
20	0,95	-0,242	0,966	-0,924	-1,468
21	1	-0,206	0,861	-0,965	-1,511

Para construir a matriz de variância-covariância e sua inversa foi utilizado as funções de variância e covariância disponível no Excel®. A Figura 9.71 ilustra as sintaxes utilizadas para a construção e a Figura 9.72 o resultado da matriz ($\boldsymbol{C}$) e sua inversa ($\boldsymbol{C^{-1}}$).

Figura 9.71 – Sintaxe para o cálculo ($\boldsymbol{C}$) e ($\boldsymbol{C^{-1}}$)

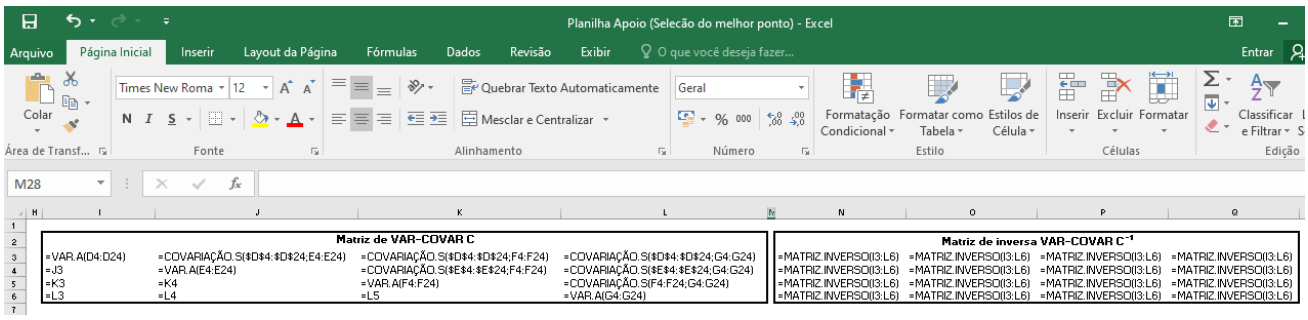
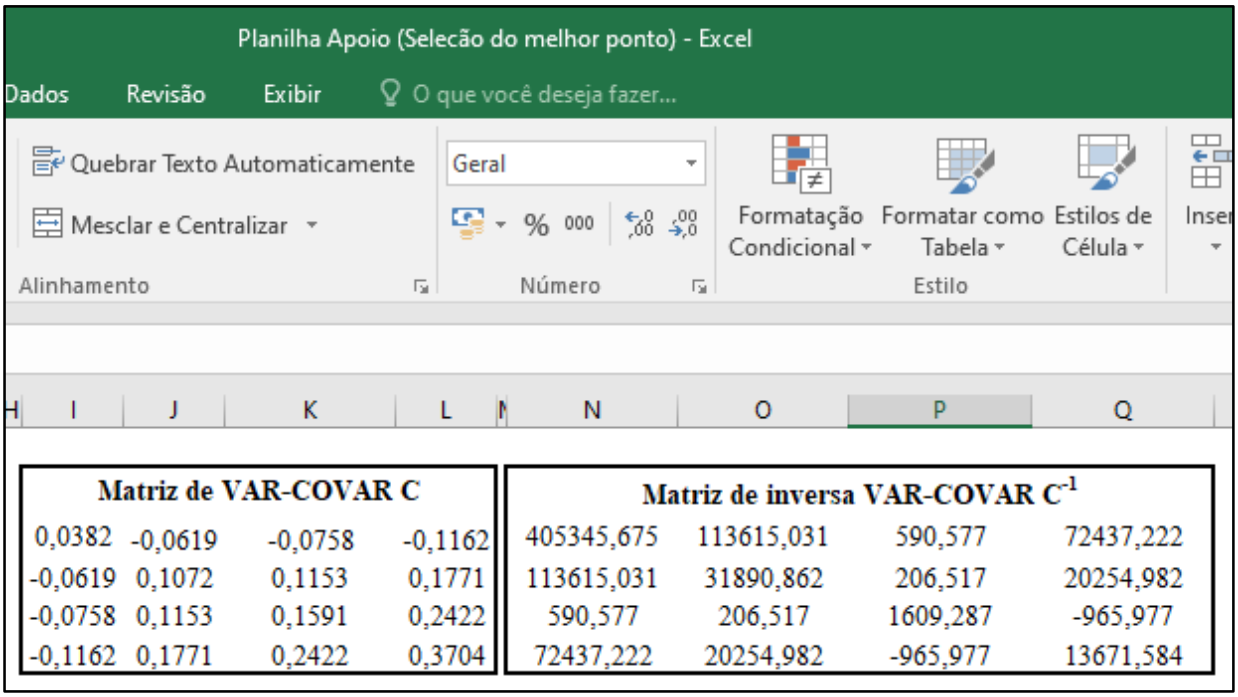


Figura 9.72 – Resultado da matriz ($\boldsymbol{C}$) e ($\boldsymbol{C^{-1}}$)



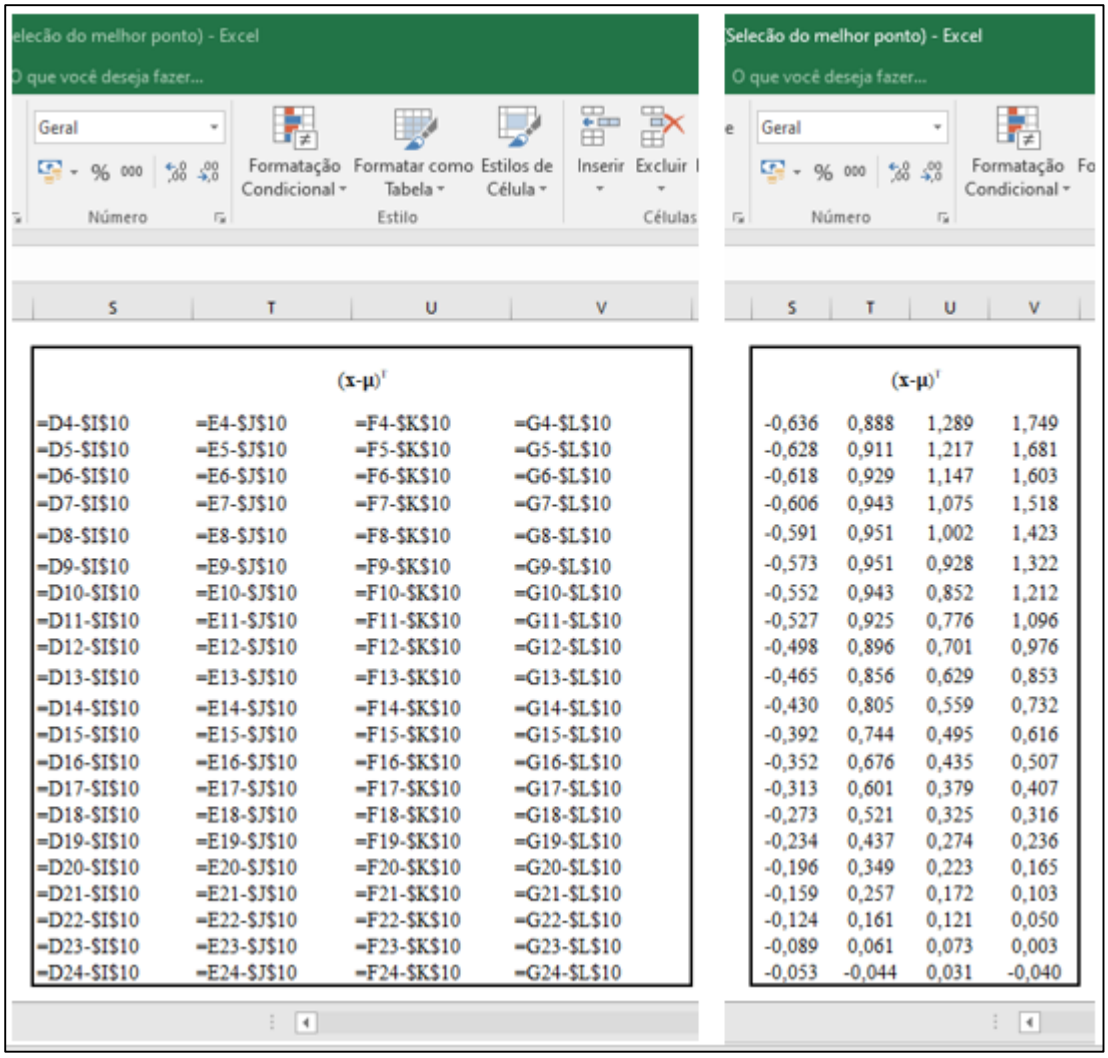
Em seguida o vetor de média ($\boldsymbol{\mu}$)ou vetor com os pontos de utopia para o $EQMMFR_{F2}$ e $EQMMFR_{F3}$ foram estabelecidos. Estes pontos são as soluções ótimas ao maximizar $EQMMFR_{F2}$ e minimizar $EQMMFR_{F3}$. Os pontos de utopia para ambas funções se encontram na Tabela 9.2.

Tabela 9.2 – Vetores de média ou pontos de utopia para $EQMMFR_{F2}$ e $EQMMFR_{F3}$

Função	v_c	f_z	a_e	a_p	Sentido de otimização
$EQMMFR_{F2}$	-0,153	0,905	-0,996	-1,471	Maximização
$EQMMFR_{F3}$	-0,752	1,806	0,295	0,290	Minimização

Estabelecido a matriz da matriz $(\boldsymbol{C})$ e sua inversa $(\boldsymbol{C}^{-1})$, o próximo passo foi criar a matriz transposta da diferença entre os pontos ótimos e o vetor de média $(\boldsymbol{\mu})$ em relação à cada parâmetro do processo. A Figura 9.73a ilustra a formulação e a Figura 9.73b o resultado do cálculo para a matriz $(\boldsymbol{x}-\boldsymbol{\mu})^T$. Neste caso a matriz $(\boldsymbol{x}-\boldsymbol{\mu})^T$ foi calculada utilizando os dados do EQMMFR$_{F2}$.

Figura 9.73 – Matriz $(\boldsymbol{x}-\boldsymbol{\mu})^T$



S	T	U	V
	$(x-\mu)^T$		
=D4-I10	=E4-J10	=F4-K10	=G4-L10
=D5-I10	=E5-J10	=F5-K10	=G5-L10
=D6-I10	=E6-J10	=F6-K10	=G6-L10
=D7-I10	=E7-J10	=F7-K10	=G7-L10
=D8-I10	=E8-J10	=F8-K10	=G8-L10
=D9-I10	=E9-J10	=F9-K10	=G9-L10
=D10-I10	=E10-J10	=F10-K10	=G10-L10
=D11-I10	=E11-J10	=F11-K10	=G11-L10
=D12-I10	=E12-J10	=F12-K10	=G12-L10
=D13-I10	=E13-J10	=F13-K10	=G13-L10
=D14-I10	=E14-J10	=F14-K10	=G14-L10
=D15-I10	=E15-J10	=F15-K10	=G15-L10
=D16-I10	=E16-J10	=F16-K10	=G16-L10
=D17-I10	=E17-J10	=F17-K10	=G17-L10
=D18-I10	=E18-J10	=F18-K10	=G18-L10
=D19-I10	=E19-J10	=F19-K10	=G19-L10
=D20-I10	=E20-J10	=F20-K10	=G20-L10
=D21-I10	=E21-J10	=F21-K10	=G21-L10
=D22-I10	=E22-J10	=F22-K10	=G22-L10
=D23-I10	=E23-J10	=F23-K10	=G23-L10
=D24-I10	=E24-J10	=F24-K10	=G24-L10

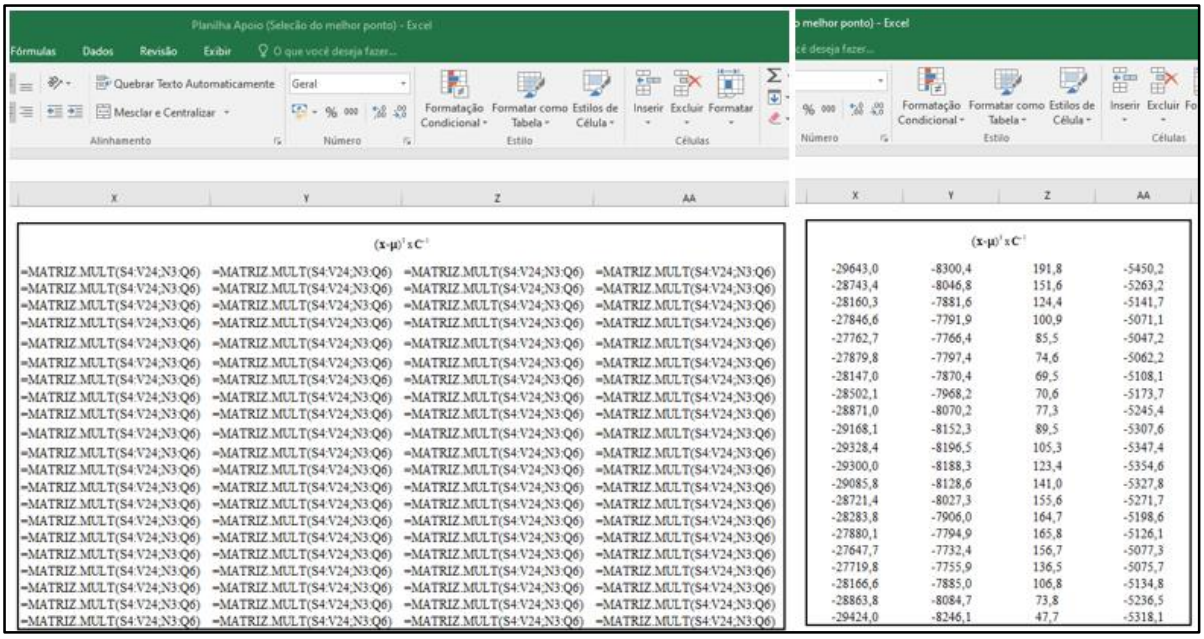
(a)

S	T	U	V
	$(x-\mu)^T$		
-0,636	0,888	1,289	1,749
-0,628	0,911	1,217	1,681
-0,618	0,929	1,147	1,603
-0,606	0,943	1,075	1,518
-0,591	0,951	1,002	1,423
-0,573	0,951	0,928	1,322
-0,552	0,943	0,852	1,212
-0,527	0,925	0,776	1,096
-0,498	0,896	0,701	0,976
-0,465	0,856	0,629	0,853
-0,430	0,805	0,559	0,732
-0,392	0,744	0,495	0,616
-0,352	0,676	0,435	0,507
-0,313	0,601	0,379	0,407
-0,273	0,521	0,325	0,316
-0,234	0,437	0,274	0,236
-0,196	0,349	0,223	0,165
-0,159	0,257	0,172	0,103
-0,124	0,161	0,121	0,050
-0,089	0,061	0,073	0,003
-0,053	-0,044	0,031	-0,040

(b)

O próximo passo foi realizar a multiplicação da matriz $(\boldsymbol{x}-\boldsymbol{\mu})^T$ pela inversa da matriz de variância e covariância dos pontos ótimos $(\boldsymbol{C})^{-1}$. A Figura 9.74a ilustra a formulação e a figura 9.74b o resultado da multiplicação. Em seguida a matriz $(\boldsymbol{x}-\boldsymbol{\mu})$ foi criada e um "print" da tela do Excel® pode ser visualizada conforme Figura 9.75.

Figura 9.74 – Matriz $(\boldsymbol{x}-\boldsymbol{\mu})^T \times \boldsymbol{C}^{-1}$

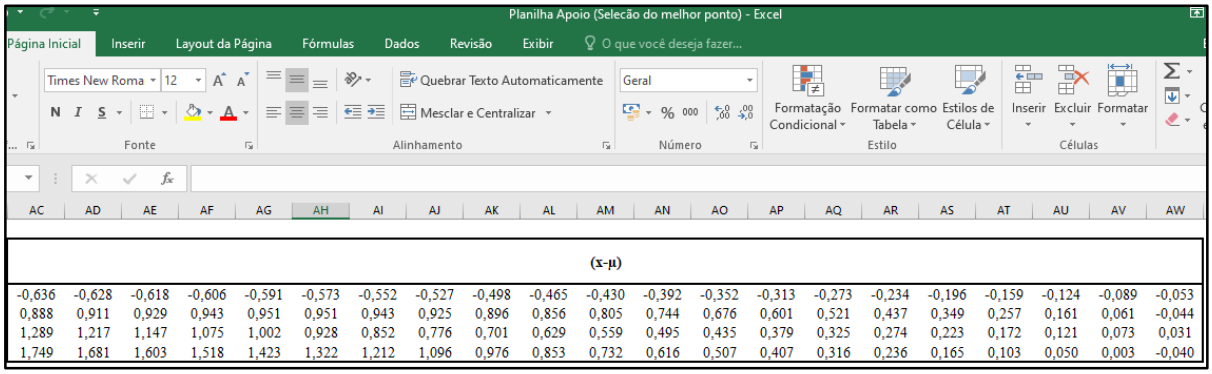


$(x-\mu)^T x C^{-1}$			
=MATRIZ.MULT(S4:V24;N3:Q6)	=MATRIZ.MULT(S4:V24;N3:Q6)	=MATRIZ.MULT(S4:V24;N3:Q6)	=MATRIZ.MULT(S4:V24;N3:Q6)
=MATRIZ.MULT(S4:V24;N3:Q6)	=MATRIZ.MULT(S4:V24;N3:Q6)	=MATRIZ.MULT(S4:V24;N3:Q6)	=MATRIZ.MULT(S4:V24;N3:Q6)
=MATRIZ.MULT(S4:V24;N3:Q6)	=MATRIZ.MULT(S4:V24;N3:Q6)	=MATRIZ.MULT(S4:V24;N3:Q6)	=MATRIZ.MULT(S4:V24;N3:Q6)
=MATRIZ.MULT(S4:V24;N3:Q6)	=MATRIZ.MULT(S4:V24;N3:Q6)	=MATRIZ.MULT(S4:V24;N3:Q6)	=MATRIZ.MULT(S4:V24;N3:Q6)
=MATRIZ.MULT(S4:V24;N3:Q6)	=MATRIZ.MULT(S4:V24;N3:Q6)	=MATRIZ.MULT(S4:V24;N3:Q6)	=MATRIZ.MULT(S4:V24;N3:Q6)
=MATRIZ.MULT(S4:V24;N3:Q6)	=MATRIZ.MULT(S4:V24;N3:Q6)	=MATRIZ.MULT(S4:V24;N3:Q6)	=MATRIZ.MULT(S4:V24;N3:Q6)
=MATRIZ.MULT(S4:V24;N3:Q6)	=MATRIZ.MULT(S4:V24;N3:Q6)	=MATRIZ.MULT(S4:V24;N3:Q6)	=MATRIZ.MULT(S4:V24;N3:Q6)
=MATRIZ.MULT(S4:V24;N3:Q6)	=MATRIZ.MULT(S4:V24;N3:Q6)	=MATRIZ.MULT(S4:V24;N3:Q6)	=MATRIZ.MULT(S4:V24;N3:Q6)
=MATRIZ.MULT(S4:V24;N3:Q6)	=MATRIZ.MULT(S4:V24;N3:Q6)	=MATRIZ.MULT(S4:V24;N3:Q6)	=MATRIZ.MULT(S4:V24;N3:Q6)
=MATRIZ.MULT(S4:V24;N3:Q6)	=MATRIZ.MULT(S4:V24;N3:Q6)	=MATRIZ.MULT(S4:V24;N3:Q6)	=MATRIZ.MULT(S4:V24;N3:Q6)
=MATRIZ.MULT(S4:V24;N3:Q6)	=MATRIZ.MULT(S4:V24;N3:Q6)	=MATRIZ.MULT(S4:V24;N3:Q6)	=MATRIZ.MULT(S4:V24;N3:Q6)
=MATRIZ.MULT(S4:V24;N3:Q6)	=MATRIZ.MULT(S4:V24;N3:Q6)	=MATRIZ.MULT(S4:V24;N3:Q6)	=MATRIZ.MULT(S4:V24;N3:Q6)
=MATRIZ.MULT(S4:V24;N3:Q6)	=MATRIZ.MULT(S4:V24;N3:Q6)	=MATRIZ.MULT(S4:V24;N3:Q6)	=MATRIZ.MULT(S4:V24;N3:Q6)
=MATRIZ.MULT(S4:V24;N3:Q6)	=MATRIZ.MULT(S4:V24;N3:Q6)	=MATRIZ.MULT(S4:V24;N3:Q6)	=MATRIZ.MULT(S4:V24;N3:Q6)
=MATRIZ.MULT(S4:V24;N3:Q6)	=MATRIZ.MULT(S4:V24;N3:Q6)	=MATRIZ.MULT(S4:V24;N3:Q6)	=MATRIZ.MULT(S4:V24;N3:Q6)
=MATRIZ.MULT(S4:V24;N3:Q6)	=MATRIZ.MULT(S4:V24;N3:Q6)	=MATRIZ.MULT(S4:V24;N3:Q6)	=MATRIZ.MULT(S4:V24;N3:Q6)
=MATRIZ.MULT(S4:V24;N3:Q6)	=MATRIZ.MULT(S4:V24;N3:Q6)	=MATRIZ.MULT(S4:V24;N3:Q6)	=MATRIZ.MULT(S4:V24;N3:Q6)
=MATRIZ.MULT(S4:V24;N3:Q6)	=MATRIZ.MULT(S4:V24;N3:Q6)	=MATRIZ.MULT(S4:V24;N3:Q6)	=MATRIZ.MULT(S4:V24;N3:Q6)
=MATRIZ.MULT(S4:V24;N3:Q6)	=MATRIZ.MULT(S4:V24;N3:Q6)	=MATRIZ.MULT(S4:V24;N3:Q6)	=MATRIZ.MULT(S4:V24;N3:Q6)
=MATRIZ.MULT(S4:V24;N3:Q6)	=MATRIZ.MULT(S4:V24;N3:Q6)	=MATRIZ.MULT(S4:V24;N3:Q6)	=MATRIZ.MULT(S4:V24;N3:Q6)
=MATRIZ.MULT(S4:V24;N3:Q6)	=MATRIZ.MULT(S4:V24;N3:Q6)	=MATRIZ.MULT(S4:V24;N3:Q6)	=MATRIZ.MULT(S4:V24;N3:Q6)
=MATRIZ.MULT(S4:V24;N3:Q6)	=MATRIZ.MULT(S4:V24;N3:Q6)	=MATRIZ.MULT(S4:V24;N3:Q6)	=MATRIZ.MULT(S4:V24;N3:Q6)

$(x-\mu)^T x C^{-1}$			
-29643,0	-8300,4	191,8	-5450,2
-28743,4	-8046,8	151,6	-5263,2
-28160,3	-7881,6	124,4	-5141,7
-27846,6	-7791,9	100,9	-5071,1
-27762,7	-7766,4	85,5	-5047,2
-27879,8	-7797,4	74,6	-5062,2
-28147,0	-7870,4	69,5	-5108,1
-28502,1	-7968,2	70,6	-5173,7
-28871,0	-8070,2	77,3	-5245,4
-29168,1	-8152,3	89,5	-5307,6
-29328,4	-8196,5	105,3	-5347,4
-29300,0	-8188,3	123,4	-5354,6
-29085,8	-8128,6	141,0	-5327,8
-28721,4	-8027,3	155,6	-5271,7
-28283,8	-7906,0	164,7	-5198,6
-27880,1	-7794,9	165,8	-5126,1
-27647,7	-7732,4	156,7	-5077,3
-27719,8	-7755,9	136,5	-5075,7
-28166,6	-7885,0	106,8	-5134,8
-28863,8	-8084,7	73,8	-5236,5
-29424,0	-8246,1	47,7	-5318,1

(a) (b)

Figura 9.75 – Matriz $(\boldsymbol{x}-\boldsymbol{\mu})$



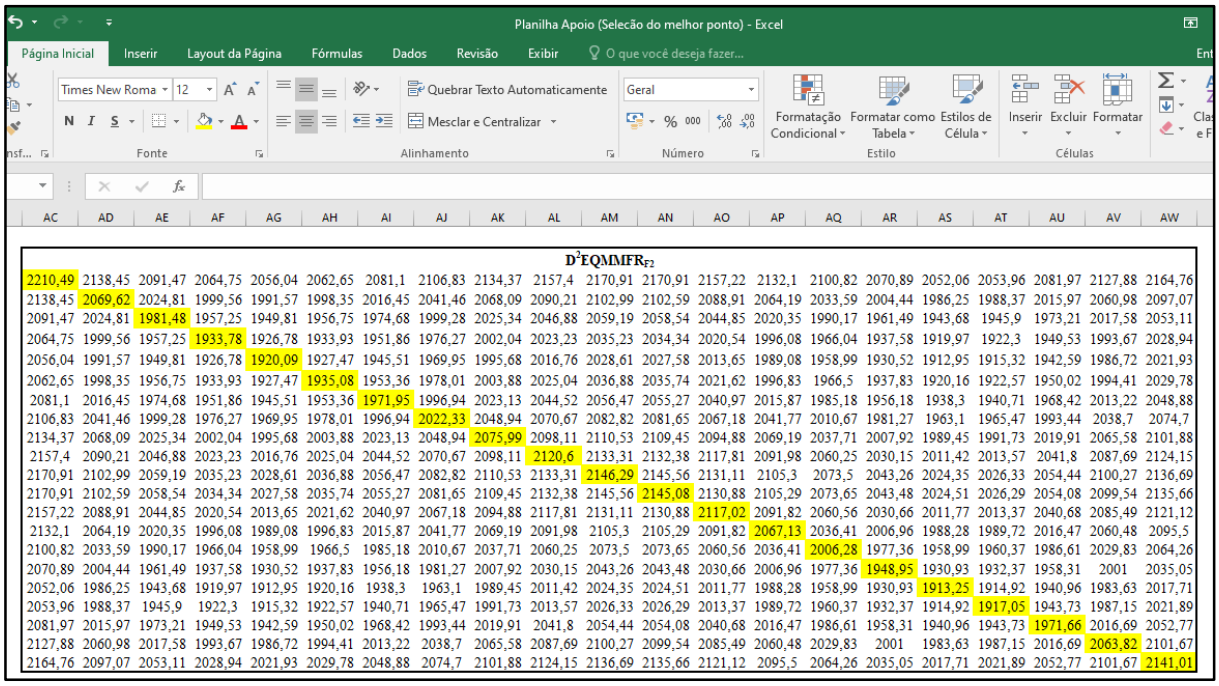
$(x-\mu)$																				
-0,636	-0,628	-0,618	-0,606	-0,591	-0,573	-0,552	-0,527	-0,498	-0,465	-0,430	-0,392	-0,352	-0,313	-0,273	-0,234	-0,196	-0,159	-0,124	-0,089	-0,053
0,888	0,911	0,929	0,943	0,951	0,951	0,943	0,925	0,896	0,856	0,805	0,744	0,676	0,601	0,521	0,437	0,349	0,257	0,161	0,061	-0,044
1,289	1,217	1,147	1,075	1,002	0,928	0,852	0,776	0,701	0,629	0,559	0,495	0,435	0,379	0,325	0,274	0,223	0,172	0,121	0,073	0,031
1,749	1,681	1,603	1,518	1,423	1,322	1,212	1,096	0,976	0,853	0,732	0,616	0,507	0,407	0,316	0,236	0,165	0,103	0,050	0,003	-0,040

Estabelecida a matriz $(\boldsymbol{x}-\boldsymbol{\mu})$ foi possível calcular o valor da distância ao quadrado de Mahalanobis utilizando a Equação 9.81, ou seja, multiplicando o resultado da matriz $(\boldsymbol{x}-\boldsymbol{\mu})^T \times \boldsymbol{C}^{-1}$pela matriz$(\boldsymbol{x}-\boldsymbol{\mu})$. O resultado desta multiplicação pode ser visualizado conforme Figura 9.76. Os valores destacados nessa matriz são os valores de D^2 que foram utilizados para calcular a distância de Mahalanobis tanto para $EQMMFR_{F2}$ quanto para $EQMMFR_{F3}$. A Figura 9.77 apresenta os valores de D^2 e D_{res}. O valor de D_{res} foi calculado, conforme Equação 9.82.

$$D^2 = (\mathbf{x}-\boldsymbol{\mu})^T \times \mathbf{C}^{-1} \times (\mathbf{x}-\boldsymbol{\mu}) \tag{9.81}$$

$$D_{res} = \sqrt{D^2_{EQMMFR_{F2}} + D^2_{EQMMFR_{F3}}} \tag{9.82}$$

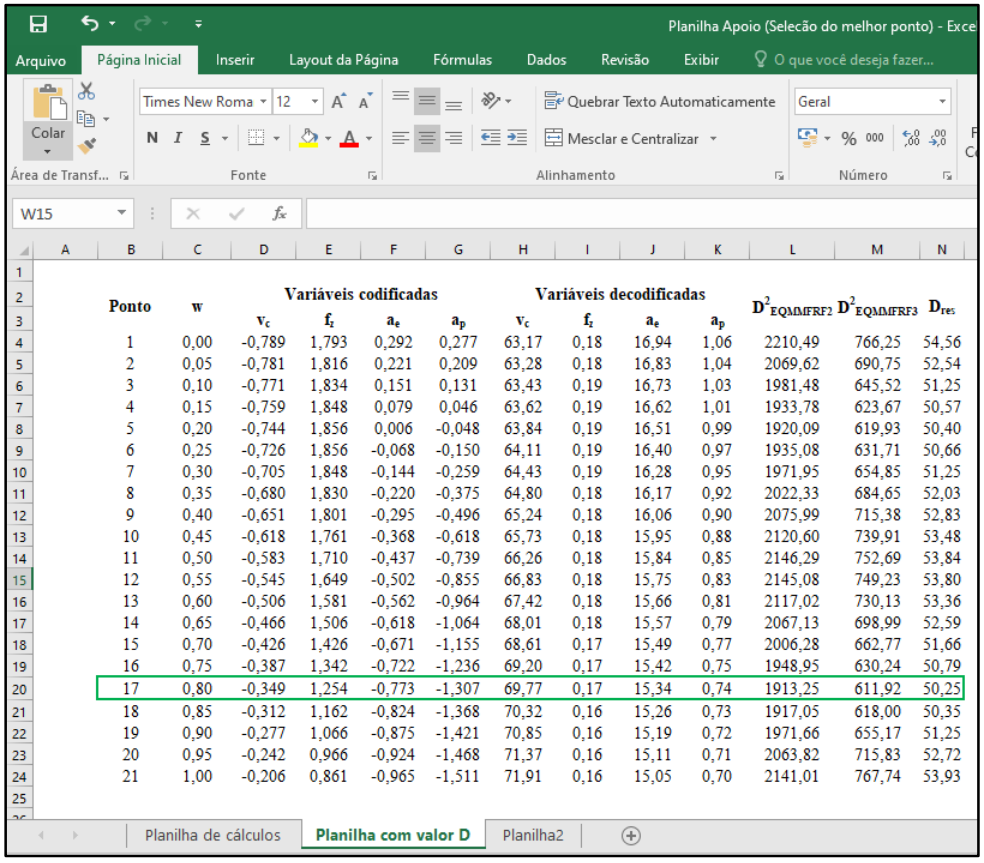
Figura 9.76 – Matriz $(\boldsymbol{x}-\boldsymbol{\mu})^T \times \boldsymbol{C}^{-1} \times (\boldsymbol{x}-\boldsymbol{\mu})$



$D^2EQMMFR_{F2}$

2210,49	2138,45	2091,47	2064,75	2056,04	2062,65	2081,1	2106,83	2134,37	2157,4	2170,91	2170,91	2157,22	2132,1	2100,82	2070,89	2052,06	2053,96	2081,97	2127,88	2164,76
2138,45	2069,62	2024,81	1999,56	1991,57	1998,35	2016,45	2041,46	2068,09	2090,21	2102,99	2102,59	2088,91	2064,19	2033,59	2004,44	1986,25	1988,37	2015,97	2060,98	2097,07
2091,47	2024,81	1981,48	1957,25	1949,81	1956,75	1974,68	1999,28	2025,34	2046,88	2059,19	2058,54	2044,85	2020,35	1990,17	1961,49	1943,68	1945,9	1973,21	2017,58	2053,11
2064,75	1999,56	1957,25	1933,78	1926,78	1933,93	1951,86	1976,27	2002,04	2023,23	2035,23	2034,34	2020,54	1996,08	1966,04	1937,58	1919,97	1922,3	1949,53	1993,67	2028,94
2056,04	1991,57	1949,81	1926,78	1920,09	1927,47	1945,51	1969,95	1995,68	2016,76	2028,61	2027,58	2013,65	1989,08	1958,99	1930,52	1912,95	1915,32	1942,59	1986,72	2021,93
2062,65	1998,35	1956,75	1933,93	1927,47	1935,08	1953,36	1978,01	2003,88	2025,04	2036,88	2035,74	2021,62	1996,83	1966,5	1937,83	1920,16	1922,57	1950,02	1994,41	2029,78
2081,1	2016,45	1974,68	1951,86	1945,51	1953,36	1971,95	1996,94	2023,13	2044,52	2056,47	2055,27	2040,97	2015,87	1985,18	1956,18	1938,3	1940,71	1968,42	2013,22	2048,88
2106,83	2041,46	1999,28	1976,27	1969,95	1978,01	1996,94	2022,33	2048,94	2070,67	2082,82	2081,65	2067,18	2041,77	2010,67	1981,27	1963,1	1965,47	1993,44	2038,7	2074,7
2134,37	2068,09	2025,34	2002,04	1995,68	2003,88	2023,13	2048,94	2075,99	2098,11	2110,53	2109,45	2094,88	2069,19	2037,71	2007,92	1989,45	1991,73	2019,91	2065,58	2101,88
2157,4	2090,21	2046,88	2023,23	2016,76	2025,04	2044,52	2070,67	2098,11	2120,6	2133,31	2132,38	2117,81	2091,98	2060,25	2030,15	2011,42	2013,57	2041,8	2087,69	2124,15
2170,91	2102,99	2059,19	2035,23	2028,61	2036,88	2056,47	2082,82	2110,53	2133,31	2146,29	2145,56	2131,11	2105,3	2073,5	2043,26	2024,35	2026,33	2054,44	2100,27	2136,69
2170,91	2102,59	2058,54	2034,34	2027,58	2035,74	2055,27	2081,65	2109,45	2132,38	2145,56	2145,08	2130,88	2105,29	2073,65	2043,48	2024,51	2026,29	2054,08	2099,54	2135,66
2157,22	2088,91	2044,85	2020,54	2013,65	2021,62	2040,97	2067,18	2094,88	2117,81	2131,11	2130,88	2117,02	2091,82	2060,56	2030,66	2011,77	2013,37	2040,68	2085,49	2121,12
2132,1	2064,19	2020,35	1996,08	1989,08	1996,83	2015,87	2041,77	2069,19	2091,98	2105,3	2105,29	2091,82	2067,13	2036,41	2006,96	1988,28	1989,72	2016,47	2060,48	2095,5
2100,82	2033,59	1990,17	1966,04	1958,99	1966,5	1985,18	2010,67	2037,71	2060,25	2073,5	2073,65	2060,56	2036,41	2006,28	1977,36	1958,99	1960,37	1986,61	2029,83	2064,26
2070,89	2004,44	1961,49	1937,58	1930,52	1937,83	1956,18	1981,27	2007,92	2030,15	2043,26	2043,48	2030,66	2006,96	1977,36	1948,95	1930,93	1932,37	1958,31	2001	2035,05
2052,06	1986,25	1943,68	1919,97	1912,95	1920,16	1938,3	1963,1	1989,45	2011,42	2024,35	2024,51	2011,77	1988,28	1958,99	1930,93	1913,25	1914,92	1940,96	1983,63	2017,71
2053,96	1988,37	1945,9	1922,3	1915,32	1922,57	1940,71	1965,47	1991,73	2013,57	2026,33	2026,29	2013,37	1989,72	1960,37	1932,37	1914,92	1917,05	1943,73	1987,15	2021,89
2081,97	2015,97	1973,21	1949,53	1942,59	1950,02	1968,42	1993,44	2019,91	2041,8	2054,44	2054,08	2040,68	2016,47	1986,61	1958,31	1940,96	1943,73	1971,66	2016,69	2052,77
2127,88	2060,98	2017,58	1993,67	1986,72	1994,41	2013,22	2038,7	2065,58	2087,69	2100,27	2099,54	2085,49	2060,48	2029,83	2001	1983,63	1987,15	2016,69	2063,82	2101,67
2164,76	2097,07	2053,11	2028,94	2021,93	2029,78	2048,88	2074,7	2101,88	2124,15	2136,69	2135,66	2121,12	2095,5	2064,26	2035,05	2017,71	2021,89	2052,77	2101,67	2141,01

Figura 9.77 – Cálculo da distância de Mahalanobis (D_{res})



Ponto	w	Variáveis codificadas v_c	f_z	a_e	a_p	Variáveis decodificadas v_c	f_z	a_e	a_p	$D^2_{EQMMFRF2}$	$D^2_{EQMMFRF3}$	D_{res}
1	0,00	-0,789	1,793	0,292	0,277	63,17	0,18	16,94	1,06	2210,49	766,25	54,56
2	0,05	-0,781	1,816	0,221	0,209	63,28	0,18	16,83	1,04	2069,62	690,75	52,54
3	0,10	-0,771	1,834	0,151	0,131	63,43	0,19	16,73	1,03	1981,48	645,52	51,25
4	0,15	-0,759	1,848	0,079	0,046	63,62	0,19	16,62	1,01	1933,78	623,67	50,57
5	0,20	-0,744	1,856	0,006	-0,048	63,84	0,19	16,51	0,99	1920,09	619,93	50,40
6	0,25	-0,726	1,856	-0,068	-0,150	64,11	0,19	16,40	0,97	1935,08	631,71	50,66
7	0,30	-0,705	1,848	-0,144	-0,259	64,43	0,19	16,28	0,95	1971,95	654,85	51,25
8	0,35	-0,680	1,830	-0,220	-0,375	64,80	0,18	16,17	0,92	2022,33	684,65	52,03
9	0,40	-0,651	1,801	-0,295	-0,496	65,24	0,18	16,06	0,90	2075,99	715,38	52,83
10	0,45	-0,618	1,761	-0,368	-0,618	65,73	0,18	15,95	0,88	2120,60	739,91	53,48
11	0,50	-0,583	1,710	-0,437	-0,739	66,26	0,18	15,84	0,85	2146,29	752,69	53,84
12	0,55	-0,545	1,649	-0,502	-0,855	66,83	0,18	15,75	0,83	2145,08	749,23	53,80
13	0,60	-0,506	1,581	-0,562	-0,964	67,42	0,18	15,66	0,81	2117,02	730,13	53,36
14	0,65	-0,466	1,506	-0,618	-1,064	68,01	0,18	15,57	0,79	2067,13	698,99	52,59
15	0,70	-0,426	1,426	-0,671	-1,155	68,61	0,17	15,49	0,77	2006,28	662,77	51,66
16	0,75	-0,387	1,342	-0,722	-1,236	69,20	0,17	15,42	0,75	1948,95	630,24	50,79
17	0,80	-0,349	1,254	-0,773	-1,307	69,77	0,17	15,34	0,74	1913,25	611,92	50,25
18	0,85	-0,312	1,162	-0,824	-1,368	70,32	0,16	15,26	0,73	1917,05	618,00	50,35
19	0,90	-0,277	1,066	-0,875	-1,421	70,85	0,16	15,19	0,72	1971,66	655,17	51,25
20	0,95	-0,242	0,966	-0,924	-1,468	71,37	0,16	15,11	0,71	2063,82	715,83	52,72
21	1,00	-0,206	0,861	-0,965	-1,511	71,91	0,16	15,05	0,70	2141,01	767,74	53,93

Analisando os resultados do cálculo da distância de Mahalanobis pode-se verificar que o melhor ponto dentre os ótimos foi o 17 por apresentar o menor valor de (D_{res}).

10 ARTIGOS PUBLICADOS

XV Congreso Iberoamericano de Ingeniería Mecánica
XV Congresso Ibero-americano de Engenharia Mecânica
Madrid, España, 22-24 de noviembre de 2022

Otimização robusta da rugosidade R_t no fresamento de topo do Aço Inoxidável Duplex UNS S32205

Carlos Henrique de Oliveira[1], Tarcísio Gonçalves de Brito[1], Anderson Paulo de Paiva[2], João Roberto Ferreira[2]

[1]Instituto de Engenharias Integradas (IEI), Universidade Federal de Itajubá, Brasil. Email: carlos.henrique@unifei.edu.br
[1] Instituto de Engenharias Integradas (IEI), Universidade Federal de Itajubá, Brasil. Email: tgbrito@unifei.edu.br
[2] Instituto de Engenharia de Produção e Gestão (IEPG), Universidade Federal de Itajubá, Brasil. Email: andersonppaiva@unifei.edu.br
[2] Instituto de Engenharia de Produção e Gestão (IEPG), Universidade Federal de Itajubá, Brasil. Email: jorofre@unifei.edu.br

Precision Engineering 66 (2020) 229–254

Contents lists available at ScienceDirect

Precision Engineering

journal homepage: http://www.elsevier.com/locate/precision

Nonlinear optimization strategy based on multivariate prediction capability ratios: Analytical schemes and model validation for duplex stainless steel end milling

Lucas Guedes de Oliveira *, Carlos Henrique de Oliveira, Tarcísio Gonçalves de Brito, Emerson José de Paiva, Anderson Paulo de Paiva, João Roberto Ferreira

Institute of Industrial Engineering and Management, Federal University of Itajuba, Itajuba, Minas Gerais, Brazil

ARTICLE INFO

Keywords:
Prediction capability
Multiobjective optimization
Machining
Machining strategy
End milling
Duplex stainless steel
Roughness

ABSTRACT

Given the complex nature of their phenomena and interactions, industrial processes often have multiple variables of interest, usually grouped into critical-to-quality and critical-to-performance characteristics. These variables often have significant correlations, which make engineering problems multivariate. For this reason, Response Surface Methodology, coupled with multivariate techniques, has been widely used as a logical roadmap for modeling and optimization of the characteristics of interest. However, the variability and prediction capability of the numerical solutions obtained are almost always neglected, reducing the likelihood that numerical results are indeed compatible with observable process improvements. To fill this gap, this paper proposes a nonlinear multiobjective optimization strategy based on multivariate prediction capability ratios. For this, rotated Factor Analysis is used as the multivariate technique for grouping process characteristics and composing capability ratios, so that the prediction variance is taken as the natural variability of the process modeled and the expected value distances to the nadir solutions of the latent variables are taken as the allowed variability. Normal Boundary Intersection method, combined with Generalized Reduced Gradient algorithm, is used as the numerical scheme to maximize the prediction capability of Pareto optimal solutions. To illustrate the feasibility of the proposed strategy, we present a case study of end milling without cutting fluids of duplex stainless steel UNS S32205. Rotatable Central Composite Design, with three cutting parameters, was employed for data collection. Traditional multivariate and proposed approaches were compared. The results demonstrate that the proposed optimization strategy is able to provide solutions with satisfactory prediction capability for all variables analyzed, regardless of their convexities, optimization directions, and correlation structure. In addition, while critical-to-quality characteristics are more difficult to control, they have been favored by the proposed optimization regarding prediction capability, which was a desirable result.

1. Introduction

concave model [6,7], and optimize a saddle-shaped model [4]. Moreover, many of these characteristics are correlated [8,9], which can lead

10º Congresso Brasileiro de Engenharia de Fabricação
05 a 07 de agosto de 2019, São Carlos, SP, Brasil

INFLUÊNCIA DA QUANTIDADE DE FLUIDO DE CORTE NO FRESAMENTO DE TOPO DO AÇO INOXIDÁVEL DUPLEX UNS S32205

Carlos Henrique de Oliveira
Tarcisio Gonçalves de Brito
Emerson José de Paiva
IEI-UNIFEI-Universidade Federal de Itajubá. Campus Avançado de Itabira. Rua Irmã Ivone Drummond, nº 200. CEP:35903-087. Itabira-MG.
e-mails carlos.henrique@unifei.edu.br; tgbrito@unifei.edu.br; emersonpaiva@unifei.edu.br

Sandra Miranda Neves
João Roberto Ferreira
IEPG-UNIFEI-Universidade Federal de Itajubá. Av. BPS. 1303 C.P.50. 37500-903 Itajubá-MG.
e-mails sandraneves@unifei.edu.br; jorofe@unifei.edu.br.

Resumo. *A eficiência do uso de fluidos de corte nos processos de usinagem é bastante questionada pela literatura, devido à contribuição para o aumento de poluentes, legislações ambientais mais severas com descartes industriais, problemas relacionados à saúde humana e custos operacionais. A utilização de mínima quantidade de fluido é uma técnica alternativa a ser aplicada em alguns processos de usinagem. O uso da mínima vazão de óleo de corte na região usinada pode minimizar a rugosidade e o desgaste da ferramenta. Neste trabalho estudou-se três alternativas, sem fluido de corte, com fluido na mínima (150 ml/min) e na máxima vazão (12 l/min), na usinagem por fresamento do aço inoxidável duplex UNS S32205,com os seguintes parâmetros de corte: velocidade de corte (60 e 70 m/min), avanço por dente (0,10 mm/dente), profundidade de corte (1,0 mm) e largura de corte (17,5 mm). As condições de mínima e máxima vazão, para a velocidade de 60 m/min, apresentaram os maiores tempos de vida da ferramenta. Os menores valores de rugosidade foram observados para a velocidade de 60 m/min na mínima vazão; e ao atingir o $VB_{máx}$ de 0,3 mm, para a velocidade de 70 m/min, a rugosidade foi de 0,56 µm e tempo de corte de 10 min na condição de máxima vazão.*

Palavras chave*: Aço Inoxidável Duplex UNS S32205. Fresamento de Topo. Quantidade de Fluido.Vida da Ferramenta. Rugosidade de Superfície R_a.*

10º Congresso Brasileiro de Engenharia de Fabricação
05 a 07 de agosto de 2019, São Carlos, SP, Brasil

ANÁLISE DA RUGOSIDADE R_a NO FRESAMENTO DE TOPO DO AÇO INOXIDÁVEL DUPLEX UNS S32205 UTILIZANDO PLANEJAMENTO DE EXPERIMENTOS

Carlos Henrique de Oliveira
Tarcisio Gonçalves de Brito
Emerson José de Paiva
IEI-UNIFEI-Universidade Federal de Itajubá. Campus Avançado de Itabira. Rua Irmã Ivone Drummond, nº 200. CEP:35903-087. Itabira-MG
e-mails carlos.henrique@unifei.edu.br; tgbrito@unifei.edu.br; emersonpaiva@unifei.edu.br.

Rogério Santana Peruchi
UFPB-Universidade Federal da Paraíba.Campus Universitário de João Pessoa - Campus I- Conj. Pres. Castelo Branco III C.P 5045. CEP: 58051-970 João Pessoa-PB
e-mails rogerioperuchi@gmail.com.

João Roberto Ferreira
IEPG-UNIFEI-Universidade Federal de Itajubá. Av. BPS. 1303 C.P.50. 37500-903 Itajubá-MG
e-mail jorofe@unifei.edu.br.

Resumo. *Com o avanço da indústria metal mecânica fica evidente a necessidade de aumentar a qualidade e eficiência dos processos produtivos, sendo a usinagem um dos processos de fabricação mais utilizados. Dentre os processos de usinagem, o fresamento destaca-se pela versatilidade de operações e por executar usinagens complexas e em diferentes materiais. Entre os diversos materiais, o emprego dos aços inoxidáveis duplex UNS S32205 destacam-se pelas excelentes propriedades mecânicas, alta resistência à corrosão, mas apresenta baixa usinabilidade. O objetivo deste trabalho é estudar a influência dos parâmetros de corte no fresamento de topo UNS S32205, utilizando planejamento de experimentos e análise de variância para avaliar o comportamento da rugosidade R_a, em função da velocidade de corte, avanço por dente e penetração de trabalho. Os resultados mostraram que o avanço por dente é o fator que mais influenciou na rugosidade da peça cujo menor valor observado foi de 0,326 µm.*

Palavras chave*:Aço inoxidável duplex UNS S32205. Fresamento de topo. Rugosidade de Superfície R_a. Projeto de Experimentos.*

10º Congresso Brasileiro de Engenharia de Fabricação
05 a 07 de agosto de 2019, São Carlos, SP, Brasil

ANÁLISE DA RUGOSIDADE R_a NO TORNEAMENTO DO AÇO INOXIDÁVEL SUPER DUPLEX UNS S32750 UTILIZANDO PLANEJAMENTO DE EXPERIMENTOS

Carlos Filipe Nascimento
Carlos Henrique de Oliveira
Fabiana Ferreira Silva Vieira
Patrícia Frederico
Tarcisio Gonçalves de Brito
Emerson José de Paiva
IEI-UNIFEI-Universidade Federal de Itajubá. *Campus* Avançado de Itabira. Rua Irmã Ivone Drummond, nº 200. CEP:35903-087. Itabira-MG
e-mails: carlosfelipen8@gmail.com; carlos.henrique@unifei.edu.br; fabnany@yahoo.com.br; patriciafrederico@hotmail.com; tgbrito@unifei.edu.br; emersonpaiva@unifei.edu.br.

Resumo. *O avanço tecnológico na indústria metal mecânica faz com que as empresas priorizem a qualidade de seus produtos em diferentes processos de fabricação e o torneamento, devido à sua versatilidade, destacou-se entre as diversas aplicações e tipos de produtos usinados. Em se tratando de fabricação de peças, o aço inoxidável super duplex UNS S32750 é aplicado em empresas marítimas e petroquímicas devido as suas propriedades mecânicas e à corrosão, porém de difícil usinabilidade. Este trabalho tem como objetivo estudar a influência dos parâmetros de usinagem na rugosidade R_a, utilizando o planejamento de experimentos (DOE – Design of Experiments) e análise de variância (ANOVA), a taxa de remoção de material (MRR) que será calculada analiticamente, no processo de torneamento empregando insertos de metal duro revestido pelo processo de deposição química a vapor (CVD) e sem fluido de corte, sendo selecionadas as seguintes variáveis de entrada: velocidade de corte (v_c), profundidade de corte (a_p) e avanço (f). Os resultados mostraram que o avanço foi o fator que mais influenciou na rugosidade da superfície, com menor valor observado de 0,30µm.*

Palavras Chave: *Análise de Variância (ANOVA). Qualidade. Torneamento sem fluido. Parâmetros de corte.*

1. INTRODUÇÃO

XXVII SIMPEP
"ECONOMIA CIRCULAR E SUAS INTERFACES COM A ENGENHARIA DE PRODUÇÃO"
11, 12 e 13 de Novembro de 2020

ESTUDO DA RUGOSIDADE R_y NO FRESAMENTO DE TOPO RETO DO AÇO INOXIDÁVEL DUPLEX UNS S32205 UTILIZANDO PLANEJAMENTO DE EXPERIMENTO

ANDRÉ DALLORA DOS REIS - andredalloradosreis@unifei.edu.br
UNIVERSIDADE FEDERAL DE ITAJUBÁ - UNIFEI

TARCÍSIO GONÇALVES DE BRITO – tgbrito@unifei.edu.br
UNIVERSIDADE FEDERAL DE ITAJUBÁ - UNIFEI

CARLOS HENRIQUE DE OLIVEITA – carlos.henrique@unifei.edu.br
UNIVERSIDADE FEDERAL DE ITAJUBÁ - UNIFEI

EMERSON JOSÉ DE PAIVA – emersonpaiva@unifei.edu.br
UNIVERSIDADE FEDERAL DE ITAJUBÁ - UNIFEI

DEISE SANTOS MADEIRA – deise.madeira@gmail.com
UNIVERSIDADE FEDERAL DE ITAJUBÁ - UNIFEI

Área: *1 – TEMÁTICA: ENGENHARIA DE OPERAÇÕES E PROCESSOS DE PRODUÇÃO.*
Sub-Área: *1.1 – GESTÃO DE SISTEMAS PRODUTIVOS DE PRODUÇÃO E OPERAÇÕES.*

Resumo: A INDÚSTRIA METAL MECÂNICA ESTÁ CONSTANTEMENTE EM BUSCA DA QUALIDADE E EFICIÊNCIA DOS PROCESSOS PRODUTIVOS, DESTACANDO-SE O PROCESSO DE USINAGEM POR SER UM DOS MAIS

11º Congresso Brasileiro de Engenharia de Fabricação
24 a 26 de maio de 2021, Curitiba, PR, Brasil

OTIMIZAÇÃO DOS PARAMETROS DE USINAGEM NO TORNEAMENTO DO AÇO INOXIDÁVEL SUPER DUPLEX UNS S32750 UTILIZANDO METODOLOGIA DE SUPERFÍCIE DE RESPOSTA E FUNÇÃO *DESIRABILITY*

Carlos Filipe Nascimento
Tarcisio Gonçalves de Brito
Carlos Henrique de Oliveira
Emerson José de Paiva
IEI-UNIFEI-Universidade Federal de Itajubá. *Campus* Avançado de Itabira. Rua Irmã Ivone Drummond, nº 200. CEP:35903-087. Itabira-MG
e-mails: carlosfelipen8@gmail.com; tgbrito@unifei.edu.br; carlos.henrique@unifei.edu.br; emersonpaiva@unifei.edu.br.

Resumo. *Os avanços tecnológicos vem exigindo das indústrias manufatureiras grandes desafios para se tornarem competitivas devido ao atual cenário mundial. Produzir com alta qualidade, baixo custo e alta produtividade são tendências cada vez mais presentes no cotidiano dessas empresas que necessitam de processos de fabricação eficazes, inclusive a operação de torneamento. Com aumento de demanda no mercado de petróleo e gás, devido às propriedades mecânicas e à corrosão, o torneamento do aço inoxidável super duplex vem sendo estudado e a otimização de seus parâmetros se torna necessário a fim de aumentar a qualidade e produtividade, pois trata-se de um material de difícil usinabilidade. Este artigo tem como objetivo otimizar os parâmetros de usinagem no processo de torneamento do aço inoxidável super duplex UNS S32750, empregando a função desirability para aumento de qualidade e produtividade, aplicando a metodologia de superfície de resposta (MSR), análise de variância (ANOVA), no processo de torneamento empregando insertos de metal duro revestido pelo processo de deposição química a vapor (CVD) e sem fluido. O estudo apresentou o valor de desirability para a otimização bi-objetiva 0,9682 atingindo um valor intermediário entre qualidade e produtividade.*

Palavras chave*:* Otimização. Aço inoxidável super duplex UNS S32750. Metodologia de superfície de resposta (MSR). Qualidade. Função *Desirability*.