

UNIVERSIDADE FEDERAL DE ITAJUBÁ
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO
EM ENGENHARIA DE PRODUÇÃO

OTIMIZAÇÃO ROBUSTA DO FRESAMENTO
HELICOIDAL PARA O ALARGAMENTO DE FUROS
EM ALUMINIO 7075

Vanessa Flavianne Santana Rodrigues

Itajubá, agosto de 2018

UNIVERSIDADE FEDERAL DE ITAJUBÁ
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO
EM ENGENHARIA DE PRODUÇÃO

Vanessa Flavianne Santana Rodrigues

OTIMIZAÇÃO ROBUSTA DO FRESAMENTO
HELICOIDAL PARA O ALARGAMENTO DE FUROS
EM ALUMINIO 7075

Dissertação submetida ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção como requisito à obtenção do título de Mestre em Ciências em Engenharia de Produção.

Área de concentração: Engenharia de Produção

Orientadores:

Prof. João Roberto Ferreira, Dr. (Universidade Federal de Itajubá- Brasil)

Prof. Anderson Paulo de Paiva, Dr. (Universidade Federal de Itajubá- Brasil)

Agosto de 2018

Itajubá

AGRADECIMENTOS

A tudo, primeiramente agradeço a Deus que a cada dia nos permite mudar e nos transformar em pessoas novas através de cada atitude. A minha família, que esteve sempre ao meu lado durante todo esse tempo de dedicação. Ao meu noivo, pelo incentivo e motivação em todos os momentos de dificuldade. Aos colegas que me ajudaram de alguma forma durante toda trajetória, principalmente ao Luiz Gustavo Paes, que permaneceu ao meu lado desde o início, compartilhando das mesmas preocupações e fornecendo de suporte um a outro. Ao meu orientador e co-orientador pela oportunidade de desenvolvimento do meu trabalho além de todo suporte oferecido. A UNIFEI, UFSJ como facilitadoras no decorrer do trabalho, fornecendo meios para fundamentação e execução da pesquisa. Aos colaboradores de ambas as instituições, em especial Dr. Robson Bruno Dutra Pereira, que foi fundamental para o meu entendimento do objeto de estudo e ao Camilo Lellis Dos Santos que realizou todos os experimentos. A FAPEMIG que desde 2015 vem me proporcionando auxílio financeiro para o desenvolvimento de minhas pesquisas.

RESUMO

O uso da otimização como ferramenta para a obtenção de melhoria em processos de fabricação vem sendo aplicada de diversas formas na literatura. Percebe-se que alguns métodos são mais explorados do que outros como é o caso da otimização robusta. Tem-se que o uso de métodos robustos quando comparados aos não robustos, é pouco difundido visto o menor número de publicações nesse contexto. Adicionalmente pode-se dizer que esse número é ainda menor quando o objeto de estudo apresenta complexidades, tal como o fresamento. A otimização robusta considera as incertezas envolvidas no processo, sendo assim necessário maior conhecimento das variáveis de ruído presentes no processo. Nesse contexto, o objeto de estudo foi definido como sendo o alargamento de furos por fresamento helicoidal, visto a complexidade do processo. O fresamento helicoidal normalmente é utilizado como uma alternativa ao processo de furação convencional, principalmente em materiais difíceis de usinar, podendo ser aplicado em operações de desbaste e acabamento. Muito é discutido sobre as vantagens do fresamento helicoidal na furação, porém há pouca informação sobre os efeitos deste processo em operações de acabamento, tal como o alargamento de furos. Desta forma, o presente trabalho tem por objetivo realizar a otimização robusta do fresamento helicoidal para alargamento de furos em alumínio 7075, considerando como variável de ruído o comprimento em balanço da ferramenta. Para tal, foram consideradas as variáveis de controle avanço axial por dente, avanço tangencial por dente, velocidade de corte e, de acordo com a qualidade do produto, foram avaliadas respostas de acabamento superficial, erro de forma e esforços de corte. A modelagem foi estruturada em cima do projeto de parâmetro robusto por arranjo combinado, visto o desejo de estudar as interações das variáveis de controle com a de ruído, mediando um CCD. Sabendo da existência de correlação, foi então aplicada à análise de componentes principais com intuito de reduzir a dimensionalidade do problema e manter a estrutura de correlação. Estas respostas foram modeladas e então definidas as equações de média e variância, que permitiram as otimizações individuais, biobjetivo e multiobjetivo através do erro quadrático médio ponderado e interseção normal a fronteira. De forma geral, o processo alcança baixos valores de rugosidade, erro de forma e força. Pode-se dizer que o ruído é significativo para as respostas e que está diretamente ligado ao erro de forma, visto que maiores comprimentos em balanço produzem maiores desvios de circularidade. O ponto ótimo escolhido para confirmação da otimização, garante um processo insensível à variação do ruído, alcançando valores em torno de 7 μm e 21 N respectivamente para circularidade, força radial.

Palavras chave: Fresamento helicoidal, Alargamento de furos, Alumínio 7075, Projeto de parâmetro robusto, Metodologia de superfície de resposta, Interseção normal à fronteira.

ABSTRACT

The use of optimization as a tool to obtain improvement in manufacturing processes has been applied in several ways in the literature. It is noticed that some methods are more exploited than others as is the case of robust optimization. The use of robust methods when compared to the non robust ones, is little diffused since the smaller number of publications in this context. In addition, it can be said that this number is even smaller when the study object has complexities, such as milling. The robust optimization considers the uncertainties involved in the process, thus requiring a better knowledge of the noise variables present in the process. In this context, the study object was defined as the enlargement of holes by helical milling, considering the complexity of this process. Helical milling is usually used as an alternative to the conventional drilling process, especially in materials difficult to machine, and can be applied in roughing and finishing operations. Much is discussed about the advantages of helical milling in drilling, but there is little information on the effects of this process on finishing operations, such as enlargement of holes. In this way, the present work has the objective to realize the robust optimization of reaming of holes by helical milling in aluminum 7075, considering as a noise variable the tool overhang. Thus, the control variables, axial feed per teeth, tangential feed per teeth and cutting speed were considered and according to the product quality, surface finishing responses, shape error and cutting efforts were evaluated. The modeling was structured over the robust parameter design by combined array, considering the with the aim of studying the interactions of the control variables with the noise, through the CCD. Knowing the existence of correlation, the principal components analyze was applied in order to reduce the dimensionality of the problem and maintain the correlation structure. These responses were modeled and then defined the mean and variance equations, which allowed the individual, bio-objective and multiobjective optimizations through the weighted mean square error and normal boundary intersection methodology. In general, this process achieves low values of roughness, shape error and force. It could be said that the noise is significant for all responses and is directly connected to the shape error, since high values increase circularity deviations. The optimal point was chosen to confirm the robustness, ensuring the insensibility of the process since noise variation, achieving values around to 7 μm and 21 N for circularity and radial force, respectively.

Key words: Helical milling, Hole extension, Aluminum 7075, Robust parameter design, Response surface methodology, Normal boundary intersection

LISTA DE FIGURAS

Figura 1.1 - Número de publicações	6
Figura 1.2 - Número de citações	6
Figura 2.1 - Cinemática do HM	10
Figura 2.2 – Parâmetros relevantes no HM	10
Figura 2.3 - Tipos de corte do HM e dimensões do cavaco sem deformação	12
Figura 2.4 - Cavaco sem deformação	13
Figura 2.5 - Forças de corte no sistema do corpo de prova (a) e da ferramenta (b)	17
Figura 2.6 - Forças obtidas no processo de HM em titânio e em PRFC relacionado aos avanços tangencial e axial por dente	18
Figura 2.7 - Relação entre forças e profundidades de corte (a) e entre forças de corte e velocidades orbitais (b)	19
Figura 2.8 - Circularidade nos processos de furação (a) e fresamento helicoidal (b)	20
Figura 2.9 - Avaliação da qualidade dos furos	24
Figura 2.10 - Comparação dos diâmetros nos diferentes	24
Figura 2.11 - Formação de rebarba	24
Figura 2.12 - Comparação do número de ciclos até a falha para as diferenças condições de usinagem	25
Figura 2.13 - Medições de rugosidade média das superfícies dos furos	25
Figura 2.14 - Efeito do tipo de fluido de corte no perfil rugosidade	26
Figura 2.15 - Efeito do tipo de fluido de corte na circularidade	26
Figura 2.16 - Comparação das componentes de força de corte na direção axial	27
Figura 2.17 - Fronteira de Pareto de WPC	28
Figura 2.18 - Espaço de soluções normalizadas considerando os pontos Pareto ótimos do método ENNC	29
Figura 2.19 - Erro de circularidade	30
Figura 2.20 - Erro de cilindridade: concavidade, convexidade e conicidade	31
Figura 2.21- Definição dos de rugosidade: R_a (a), R_t (b) e R_z (c)	31
Figura 2.22 - Arranjo CCD para $k=2$	35
Figura 2.23 - Possibilidades para arranjos compostos centrais	36
Figura 2.24 - Fronteira de Pareto para um problema biobjetivo	42
Figura 2.25 - Relações de dominância no espaço biobjetivo	44
Figura 2.26 - Relações de dominância e níveis de dominância no espaço biobjetivo	44
Figura 2.27 - Comparação entre os métodos NBI e Somas ponderadas	47

Figura 2.28 - Método NBI para o caso biobjetivo	49
Figura 3.1 - Fresa utilizada	52
Figura 3.2 - Preparação do corpo de prova: alturas (a), diâmetros (b) e resultado inicial (c) ..	53
Figura 3.3 - Corpo de prova antes do experimento: dimensões do pré-furo (a) e resultado intermediário (b)	53
Figura 3.4 - Corpo de prova finalizado: dimensão do alargamento (a), resultado projetado (b) e resultado real (c)	53
Figura 3.5 - Centro de usinagem: ferramenta (a), corpo de prova (b), dinamômetro (c), comprimento em balanço (d), bico lubrificante (e) e multiplicador de rotação (f)	54
Figura 3.6 - Rugosímetro	55
Figura 3.7 - Circularímetro	55
Figura 4.1 Sinais de força do experimento 23 representando as forças do sistemas de coordenadas da peça (a) e do sistema de coordenadas da ferramenta (b)	59
Figura 4.2 - Gráfico de efeitos principais para F_r	61
Figura 4.3 - Gráfico de interações para F_r	62
Figura 4.4 - Gráficos de contorno (a) e superfície de resposta (b) para F_r com v_c e l_{to} fixos no ponto central.....	63
Figura 4.5 - Medições de rugosidade: caracterização dos seis pontos de medidos (a) e exemplo de medição na entrada do furo (b)	63
Figura 4.6 - Gráfico de efeitos principais para R_a	66
Figura 4.7 - Gráfico de interações para R_a	67
Figura 4.8 - Gráficos de contorno (a) e de superfície de resposta (b) para R_a , com f_{zt} e l_{to} fixos no ponto central	67
Figura 4.9 - Gráfico de efeitos principais para R_t	68
Figura 4.10 - Gráfico de interações para R_t	68
Figura 4.11 - Gráficos de contorno (a) e de superfície de resposta (b) para R_t , com f_{za} e f_{zt} fixos no ponto central	69
Figura 4.12 - Cilindricidade (a) e circularidade (b) nos planos 1, 5 e 10 do ensaio 23	69
Figura 4.13 - Gráfico de efeitos principais para Ron_t	71
Figura 4.14 - Gráfico de interações para Ron_t	72
Figura 4.15 - Gráficos de contorno (a) e de superfície de resposta (b) para Ron_t , com f_{zt} e v_c fixos no ponto central	72
Figura 4.16 - Dendograma das respostas	73
Figura 4.17 - Gráficos de dispersão para os pares de variáveis	74

Figura 4.18 - Gráficos de efeitos principais para $PC (R_a \times R_t)$	76
Figura 4.19 - Gráficos de interações para $PC (R_a \times R_t)$	76
Figura 4.20 - Gráficos de efeitos principais para $PC (F_r \times Ron_t)$	77
Figura 4.21 - Gráficos de interações para $PC (F_r \times Ron_t)$	77
Figura 4.22 - Fronteira de Pareto para $E [F_r] \times Var [F_r]$	80
Figura 4.23 - Fronteira de Pareto para $E [R_a] \times Var [R_a]$	82
Figura 4.24 - Fronteira de Pareto para $E [R_t] \times Var [R_t]$	84
Figura 4.25 - Fronteira de Pareto para $E [Ron_t] \times Var [Ron_t]$	86
Figura 4.26 - Fronteira de Pareto para $E [F_r] \times Var [F_r]$	88
Figura 4.27 - Fronteira de Pareto para $E [PC(F_r \times Ron_t)] \times Var [PC(F_r \times Ron_t)]$	90
Figura 4.28 - Resultado da otimização NBI- MSE [$PC(R_a \times R_t)$] x [$PC(F_r \times Ron_t)$] nas respostas originais	95
Figura 4.29 - Resultado da curva de poder para Ron_t	100
Figura 4.30 - Boxplot das respostas: Ron_t (a), F_r , (b), R_a (c) e R_t (d)	102
Figura 4.31 - Teste de médias considerando os pontos ótimos para as respostas Ron_t (a), F_r , (b), R_a (c) e R_t (d)	103
Figura 4.32 - Gráfico de contorno de sobreposição para F_r e Ron_t	104
Figura 4.33 - Gráficos de controle representando a variabilidade do processo para as respostas F_r (a) e Ron_t (b)	105

LISTA DE TABELAS

Tabela 2.1 - Características de máquina/ferramenta para HM em Alumínio	14
Tabela 2.2 - Condições de corte para HM em Alumínio	15
Tabela 2.3 - Características gerais do processo de HM em alumínio	23
Tabela 2.4 - Características das principais técnicas de DOE	33
Tabela 3.1 - Fatores de controle adotados	51
Tabela 3.2- Fator de ruído adotado	51
Tabela 3.3 - Respostas avaliadas	51
Tabela 3.4 - Composição química liga de alumínio 7075.....	52
Tabela 4.1 - Planejamento experimental com respostas	56
Tabela 4.2 - Coeficientes do modelo de resposta F_r	60
Tabela 4.3 - Coeficientes dos modelos completo de resposta para as rugosidades	64
Tabela 4.4 - Coeficientes do modelo de resposta reduzido para as rugosidades	65
Tabela 4.5 - Coeficientes do modelo de resposta para erros de forma	70
Tabela 4.6 - Análise de correlação	73
Tabela 4.7 - Análise de Componentes Principais	74
Tabela 4.8 - Coeficientes e ajuste dos modelos formados por componentes principais	75
Tabela 4.9 - Matriz <i>Payoff</i> de $E [F_r]$ x $Var [F_r]$	78
Tabela 4.10 - Resultado da otimização de $E [F_r]$ x $Var [F_r]$ por WMSE	79
Tabela 4.11 - Matriz <i>Payoff</i> de $E [R_a]$ x $Var [R_a]$	81
Tabela 4.12 - Resultado da otimização $E [R_a]$ x $Var [R_a]$ por WMSE	81
Tabela 4.13 - Matriz <i>Payoff</i> de $E [R_t]$ x $Var [R_t]$	82
Tabela 4.14 - Resultado da otimização de $E [R_t]$ x $Var [R_t]$ por WMSE	83
Tabela 4.15 - Matriz <i>Payoff</i> de $E [Ron_t]$ x $Var [Ron_t]$	84
Tabela 4.16 - Resultado da otimização de $E [Ron_t]$ x $Var [Ron_t]$ por WMSE	85
Tabela 4.17- Matriz <i>Payoff</i> de $E [PC(R_a x R_t)]$ x $Var [PC(R_a x R_t)]$	86
Tabela 4.18 - Resultado da otimização de $E [PC(R_a x R_t)]$ x $Var [PC(R_a x R_t)]$ por WMSE	87
Tabela 4.19 - Matriz <i>Payoff</i> de $E [PC(F_r x Ron_t)]$ x $Var [PC(F_r x Ron_t)]$	88
Tabela 4.20 - Resultado da otimização de $E [PC(F_r x Ron_t)]$ x $Var [PC(F_r x Ron_t)]$ por MSE.....	89
Tabela 4.21 - Solução ótima	100
Tabela 4.22 - Experimento de Confirmação	101
Tabela 4.23 - Teste de médias e variâncias obtidos pelo ANOVA <i>One Way</i>	101
Tabela 4.24 - Teste de médias 2 <i>Sample t</i>	102

LISTA DE QUADROS

Quadro 3.1 - Características da fresa utilizada	52
Quadro 4.1 - Otimização biobjetivo $MSE (F_r) \times MSE (Ron_t)$	91
Quadro 4.2 - Otimização biobjetivo $MSE (F_r) \times MSE (R_a)$	91
Quadro 4.3 - Otimização biobjetivo $MSE (F_r) \times MSE (R_t)$	92
Quadro 4.4 - Otimização biobjetivo $MSE (Ron_t) \times MSE (R_a)$	93
Quadro 4.5 - Otimização biobjetivo $MSE (Ron_t) \times MSE (R_t)$	93
Quadro 4.6 - Otimização biobjetivo $MSE (R_a) \times MSE (R_t)$	93
Quadro 4.7 - Otimização dual multivariada $NBI-MSE [PC(R_a \times R_t)] \times [PC(F_r \times Ron_t)]$	94
Quadro 4.8 - Segunda tentativa de otimização dual multivariada $NBI-MSE [PC(R_a \times R_t)] \times [PC(F_r \times Ron_t)]$	96
Quadro 4.9 - Terceira tentativa de otimização dual multivariada $NBI-MSE [PC(R_a \times R_t)] \times [PC(F_r \times Ron_t)]$	96
Quadro 4.10 - Origem das restrições g_3 e g_4 para otimização $NBI-MSE (F_r) \times (Ron_t)$	97
Quadro 4.11 - Otimização $NBI-MSE (F_r) \times (Ron_t)$, com restrição de $PC(R_a \times R_t)$	98
Quadro 4.12 - Previsão do modelo considerando a configuração ótima para as respostas F_r e Ron_t	104

LISTA DE ABREVIATURAS

ABNT - Associação Brasileira de Normas Técnicas

AENNC - *Augmented-enhanced normalized normal constraint* (método da restrição normal normalizado aumentado e melhorado)

AISI - *American Iron and Steel Institute* (instituto americano do ferro e do aço)

ANOVA - *Analyse of variance* (análise de variância)

CCD - *Central composite design* (planejamento composto central)

CFRP - *Carbon fiber reinforced plastic* (plástico reforçado por fibra de carbono)

CNC - *Computer Numeric Control* (comando numéricocomputadorizado)

DEMEC - Departamento de Engenharia Mecânica da UFSJ

DOE - *Design of experiments* (planejamento de experimentos)

ENNC - *Enhanced normalized normal constraint* (método da restrição normal normalizado melhorado)

EPG - Erro percentual global

HM - *Helical Milling* (fresamento helicoidal)

MMSE - *Multivariate mean square error* (erro quadrático médio multivariado)

MQL - Mínima quantidade de fluído

MRR - *Material removal rate* (taxa de remoção de material)

MSE - *Mean square error* (erro quadrático médio)

NBI - *Normal boundary intersection* (interseção normal à fronteira)

WMSE - *Weigthed mean square error* (erro quadrático médio ponderado)

NBI - *Normal boundary intersection* (método da interseção normal à fronteira)

Sumário

1.	Introdução	1
1.1.	Contextualização	1
1.2.	Objetivos	4
1.3.	Justificativa	5
1.4.	Limitações	6
1.5.	Estrutura do trabalho	7
2.	Fundamentação teórica.....	8
2.1.	Fresamento Helicoidal.....	8
2.1.1.	Cinemática.....	9
2.1.2.	Aplicações e vantagens	13
2.1.3.	Esforços de corte	16
2.1.4.	Qualidade do furo.....	19
2.1.5.	Produtividade	20
2.1.6.	Fresamento Helicoidal em ligas de Alumínio	21
2.1.7.	Considerações sobre Fresamento Helicoidal.....	28
2.2.	Avaliação da qualidade em furos	29
2.2.1.	Erros de forma circular e cilíndrica (Circularidade).....	30
2.2.2.	Erro de forma cilíndrica (Cilindricidade).....	30
2.2.3.	Rugosidade	31
2.3.	Planejamento de Experimentos	32
2.3.1.	Introdução.....	32
2.3.2.	Metodologia de Superfície de Resposta	34
2.4.	Projeto de Parâmetro Robusto.....	36
2.4.1.	Arranjo Combinado.....	38
2.5.	Análise de Componentes Principais	39
2.6.	Otimização multiobjetivo	41
2.6.1.	Fronteira de Pareto	43
2.6.2.	Erro Quadrático Médio (MSE).....	45
2.6.3.	Interseção Normal a Fronteira (NBI)	47
3.	Desenvolvimento da pesquisa	50
3.1.	Método de pesquisa.....	50
3.2.	Planejamento de Experimentos	50
3.3.	Fatores de controle adotados e respostas.....	50

3.4.	Ferramentas e equipamentos	51
3.4.1.	Ferramentas e corpos de prova	51
3.4.2.	Equipamentos	53
4.	Resultados e discussões.....	56
4.1.	Modelagem e análise das funções objetivo	58
4.1.1.	Características de esforços de corte.....	58
4.1.2.	Características de rugosidade	62
4.1.3.	Características de erro de forma.....	69
4.2.	Análise de correlação e componentes principais.....	72
4.3.	Otimizações individuais por WMSE.....	77
4.3.1.	Força radial.....	78
4.3.2.	Rugosidades	80
4.3.3.	Circularidade	84
4.3.4.	Componentes Principais para Rugosidades.....	86
4.3.5.	Componentes Principais para Força e Circularidade.....	88
4.4.	Otimizações biobjetivo.....	90
4.5.	Otimizações multivariadas	94
4.6.	Experimentos de confirmação.....	99
4.6.1.	Validação da metodologia.....	101
4.7.	Uso de ferramentas de controle de processo	104
5.	Conclusões	107
5.1.	Contribuições do trabalho	109
5.2.	Sugestões para trabalho futuros.....	110
6.	Referências	112

1. Introdução

1.1. Contextualização

A otimização de processos dentro das organizações vem se intensificando e se tornando algo de grande importância no âmbito empresarial visto às vantagens competitivas geradas e os diversos benefícios obtidos tais como redução de tempo e custo de produção, além da melhoria da qualidade. No entanto, é necessária uma gama de pesquisas experimentais para o alcance dos melhores modelos para aplicação na indústria.

Diversas técnicas vêm sendo aplicadas com intuito de otimização de processos tal como apresentado nos trabalhos de Paiva *et al.* 2009, Paiva *et al.* 2012, Gomes *et al.* 2013, Costa *et al.* 2016a, Pereira *et al.* 2017b. Dentre as técnicas utilizadas, a Metodologia de Superfície de Resposta, em inglês, *Response Surface Methodology (RSM)*, permite além da modelagem, a otimização. Assim as variáveis que impactam no processo são inseridas num planejamento experimental com variação de nível com intuito de avaliar seu efeito nas respostas e assim criar um modelo que represente esse processo de forma empírica em função das variáveis de entrada e possibilitando então a realização de otimizações a partir da modelagem. O Projeto de Parâmetro Robusto (*Robust Parameter Design, RPD*) também vem sendo aplicado como uma técnica para reduzir a influência de variáveis de ruído nos processos mediante a configuração dos níveis ideais das variáveis de controle, que permite a aproximação da média do alvo e a redução da variabilidade. Especificamente, o método de Erro Quadrático Médio (*Mean Square Error, MSE*), é utilizado para otimizar a média e a variância de uma dada resposta em conjunto, possibilitando através da abordagem ponderada, a criação de diversos cenários.

As metodologias citadas acima frequentemente tem aplicação direta nas indústrias, visto a ocorrência de vários processos padronizados em meio às etapas produtivas. Uma atividade que em especial chama a atenção visto a sua presença em grande parte de sistemas produtivos é a usinagem. Ela está presente nas indústrias automotiva, naval, aeroespacial, eletrônica, entre outras. Dentre os vários processos de usinagem existentes, podemos citar o torneamento, o fresamento, a furação, entre outros. Especificamente, o fresamento se destaca por apresentar uma alta flexibilidade com relação às formas que ele pode atender. Uma de suas variações é o Fresamento Helicoidal, em inglês, *Helical Milling (HM)*, que apresenta uma alternativa ao processo de furação convencional (WANG *et al.*, 2012).

O fresamento helicoidal proporciona vantagens quando comparado à furação. Sua cinemática permite desenvolver furos de diâmetros diferentes com a mesma fresa, alcance de baixas forças de corte e temperatura visto que o corte é interrompido, permite melhor escoamento de cavaco, melhorando assim a precisão do furo e a qualidade superficial (DENKENA *et al.*, 2008a; LI *et al.*, 2010; QIN *et al.*, 2012a). Este processo apresenta a possibilidade de eliminar operações subsequentes de acabamento, como alargamento e escareamento (OLVERA *et al.*, 2012).

Uma das características do HM está relacionada à sua utilização para obtenção de furos em materiais de difícil usinabilidade, visto que estes apresentam alguns problemas durante sua usinagem tal como elevada dureza, ductilidade, alta reatividade química e térmica, entre outros, que podem acarretar em aderência, desgaste e/ou quebra da ferramenta, alto consumo de energia, e baixa qualidade superficial (SANTOS *et al.*, 2015). Muitos destes materiais são utilizados nas indústrias automobilísticas, aeronáuticas, navais e aeroespaciais, uma vez que possuem propriedades de grande interesse para a segurança e o bom funcionamento dos componentes.

Um material muito utilizado nestas áreas é o alumínio e suas ligas. Segundo Diniz (2014), este material pode ser considerado de boa usinabilidade, pois apresenta diversas vantagens como excelentes propriedades mecânicas e térmicas. No entanto, o coeficiente de atrito do alumínio é considerado alto se comparado ao do aço, acarretando no aumento da energia consumida e da deformação do material para que ocorra o cisalhamento e a formação do cavaco, possibilitando a formação de aderências e alterações nas formas desejadas.

Considerando o contexto do processo de alargamento, este pode apresentar algumas falhas com relação à qualidade. O processo de alargamento de furos tem por objetivo aumentar o diâmetro do furo e melhorar o acabamento superficial. No entanto, conforme Bhattacharyya *et al.* (2005a), o alargamento apresenta falhas comuns tal como deslocamento nos eixos, inclinação do fuso e desalinhamentos que influenciam diretamente na qualidade do furo. Ainda segundo Bhattacharyya *et al.* (2005b), o alargador tende a seguir a forma do furo inicial, se este apresenta as falhas acima, levam a deflexão da ferramenta, aumentando as forças de corte e acentuando os desvios.

Logo, a qualidade do furo depende da geometria da ferramenta (alargador), das condições de corte e da precisão desejada, levando em consideração também, as falhas que o pré-furo pode apresentar. Bezerra *et al.* (2000) afirmam que a precisão e o acabamento no alargamento de

ligas de alumínio SAE 322, são melhorados quando aplicadas baixas profundidade e velocidade de corte e altos avanços. No entanto, altos avanços significam maiores potências e aumento da rugosidade. Em contraste, o uso do fresamento helicoidal permite a execução de furos e alargamentos de precisão e alto acabamento superficial, possibilitando ainda redução de custo e tempo com máquina.

Outro fator importante com relação à qualidade do furo está relacionado ao comprimento em balanço de uma ferramenta. Este parâmetro pode ser definido como sendo a distância do ponto fixado no suporte da ferramenta até a sua extremidade de corte, podendo ser considerada como uma viga em balanço, conforme explica Souza (2002). A posição na qual a ferramenta é fixada no suporte não é padronizada, ou seja, é uma variável não controlável, pois a posição depende da profundidade do furo. Logo, o balanço é um parâmetro que influencia diretamente o processo, pois sua definição gera efeitos nos esforços de corte, acabamento superficial da peça, erro geométrico, desgaste da ferramenta, etc.

Alguns estudos têm avaliado a influência do comprimento em balanço nas respostas dos processos de usinagem, o que confirma sua influência nos resultados esperados de um processo/produto. Ferreira (2012) avaliou o efeito do comprimento em balanço na deflexão da ferramenta e, conseqüentemente, no acabamento superficial. Após realizações de experimentos no fresamento de topo, considerando sete comprimentos em balanço, concluíram que, de forma geral, maiores comprimentos em balanço aumentam as tendências de vibração para o sistema como um todo, além do desgaste da ferramenta, acarretando em erros de forma e altas rugosidades. Como a variação do comprimento em balanço pode ocasionar variações nos resultados obtidos em termos de qualidade no produto usinado, em especial a rugosidade, deve-se tentar minimizar a influência desta variável no processo, ou seja, tornar o processo robusto a esta variação.

Neste sentido, o trabalho propõe o desenvolvimento de um projeto de parâmetro robusto para otimização do processo de fresamento helicoidal no alargamento de furos feitos em alumínio 7075 considerando o comprimento em balanço da ferramenta, uma vez que este é um material difícil de usinar muito utilizado em indústrias aeronáuticas (KILMAN, 2005). Assim, pelo fato do fresamento helicoidal ser aplicado em materiais desta categoria e que a furação é uma operação frequente nas indústrias aeronáuticas, pode-se dizer que o processo é adequado à operação e ao material. Ressalta-se que os furos são feitos na parte final da produção, aumentando prejuízos caso estes fiquem fora das tolerâncias. Visto que a literatura sobre HM

é restrita, apresentando somente trabalhos que utilizam o processo para furos, o alargamento foi selecionado com intuito de oferecer maiores esclarecimentos sobre a utilização deste tipo de fresamento para este objetivo.

1.2. Objetivos

Este trabalho tem por finalidade realizar a modelagem e a otimização robusta do fresamento helicoidal em alumínio 7075 para alargamento de furos, considerando como variável de ruído o comprimento em balanço da ferramenta.

Através da metodologia RMS com arranjo CCD combinado contendo variáveis de processo e ruído, serão estimadas equações de média e de variância, a qual levará em consideração o ruído avaliado, sendo estimada através do método de propagação de erro. Neste sentido será utilizada a otimização multivariada do MSE, após a análise de componentes principais.

Os objetivos específicos são considerados abaixo:

- Análise e modelagem das superfícies geradas para as respostas de força, rugosidade e erros de forma no processo de alargamento de furos da liga Al 7075;
- Obtenção das equações de média e variância para cada uma das respostas a partir do modelo geral encontrado;
- Otimização individual do erro quadrático médio das respostas a partir da otimização não-linear, considerando o espaço amostral e utilizando o algoritmo do gradiente reduzido generalizado, de forma a definir os valores alvo para cada resposta e apresentando a fronteira de Pareto;
- Otimização múltipla das respostas utilizando de estratégias variadas para a aglutinação das respostas;
- Visualização das otimizações múltiplas realizadas através da plotagem da fronteira de Pareto;
- Definição de uma solução ótima para os experimentos de confirmação;
- Realização dos ensaios de confirmação para avaliar a robustez encontrada mediante o estudo.

1.3. Justificativa

O fresamento helicoidal é um processo que permite obter furo de alta qualidade e precisão inclusive em materiais de difícil usinabilidade, mediante os movimentos realizados durante a usinagem. Conforme Denkena *et al.* (2008), além de ser uma alternativa ao processo de furação e sua cinemática proporcionar diversas vantagens na execução de furos, o fresamento helicoidal permite ainda a realização de processos subsequentes de alargamento e acabamento. Algumas das áreas nas quais o processo vem sendo usado envolvem a indústria aeronáutica, naval e automotiva através da usinagem de alumínio entre outros materiais (DONG, 2009 e ERIKSSON, 2014).

O HM apresenta ainda uma literatura um pouco escassa, possivelmente pela sua complexidade. E conforme a pesquisa apresentada abaixo, dos artigos encontrados, todos apresentam trabalhos voltados para obtenção de furos, nenhum para alargamento. Logo o estudo desta alternativa, traz a oportunidade de exposição das características da mesma com intuito de maiores esclarecimentos para a comunidade científica.

Em pesquisa realizada na base de dados *Web of Knowledge* no dia 3 de março de 2018, buscando pelo termo “*Helical Milling*” no título, entre os anos de 1997 e 2017, foram encontrados 104 trabalhos. Nos últimos 20, anos os países que mais publicaram foram China, USA e Canadá com 53, 12 e 5 publicações, sendo no Brasil, 3 publicações, sendo duas no ano de 2017. Adicionalmente, pode-se afirmar que este tema apresenta uma tendência crescente desde 2007 tanto em número de publicações quanto no número de citações, tal como é apresentado nas Figuras 1 e 2.

Logo, devido às vantagens obtidas no uso do processo e a pouca disponibilidade de material na literatura sobre o tema, tem-se que esta área permite o desenvolvimento de pesquisas puras e aplicadas com ampla possibilidade de publicação e aplicação na indústria.

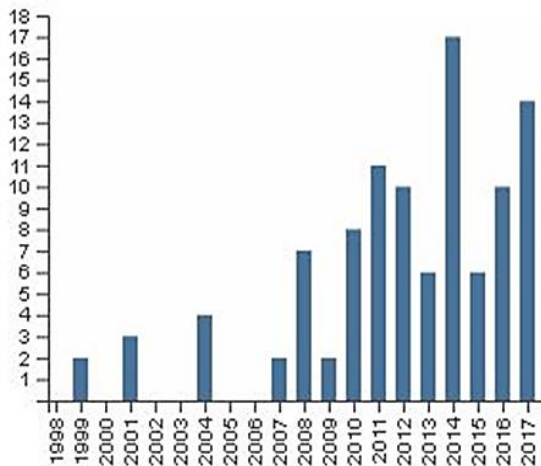


Figura 1.1 - Número de publicações

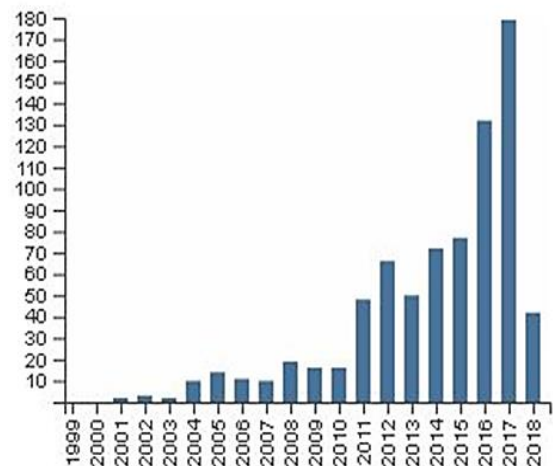


Figura 1.2 - Número de citações

1.4. Limitações

O presente trabalho pode ser limitado conforme o processo, material e métodos utilizados conforme a seguir:

- O processo de usinagem estudado foi o alargamento de furos por fresamento helicoidal, portanto os resultados alcançados com o trabalho não podem ser considerados em abordagens com processos diferentes, tal como alargamento com brocas;
- O material utilizado foi o alumínio 7075, apresentando resultados voltados somente para a categoria desta liga;
- Os parâmetros analisados no estudo foram à velocidade de corte, o avanço axial por dente e o avanço tangencial por dente como variáveis de controle e o comprimento em balanço da ferramenta como variável incontroleável ou de ruído. Ambos escolhidos considerando a influência no fresamento helicoidal e na qualidade do furo;
- Para este trabalho, foi proposto à modelagem e otimização de respostas relativas à qualidade do furo. Especificamente foram estudadas respostas referentes aos esforços de corte, erros de forma e acabamento superficial;
- Dentre as técnicas de projeto de experimentos e modelagem, foram utilizados a Metodologia de Superfície de Resposta e o Projeto de Parâmetro Robusto por arranjo combinado, que permite o emprego na mesma matriz experimental variáveis de controle e ruído;

- Dentre as técnicas de estatística multivariada, a Análise de Componentes Principais foi utilizada para reduzir a dimensionalidade do problema considerando a correlação entre as respostas;
- Como método de otimização, o trabalho propôs a otimização individual e multiobjectivo das respostas através do uso das técnicas a seguir de forma separada e conjunta: Erro Quadrático Médio, Erro Quadrático Médio Ponderado e Interseção Normal à Fronteira;
- O algoritmo aplicado na otimização das respostas foi o Gradiente Reduzido Generalizado, executado através de softwares comerciais.

No entanto, as metodologias utilizadas para modelagem, análise e otimização podem ser aplicadas a outros processos que visem avaliar a interação de variável de ruído com as variáveis de controle, considerando também a existência de correlação entre os parâmetros.

1.5. Estrutura do trabalho

A fim de descrever detalhadamente como foi feito o planejamento e a execução da presente pesquisa, este trabalho está organizado em 5 capítulos. O capítulo 1 apresenta as necessidades que levaram ao problema de pesquisa, associando as características do objeto de estudo e o uso de métodos estatísticos na busca pela redução da variabilidade nos processos, considerando a otimização como alternativa de melhoria contínua. Sendo estes a base para a justificativa e os objetivos do trabalho.

O capítulo 2 descreve detalhadamente a fundamentação teórica que edificou o trabalho. Entre os subitens, tem-se: fresamento helicoidal, metodologia de superfície de resposta, análise de componentes principais, projeto de parâmetro robusto e otimização multiobjectivo.

O capítulo 3 apresenta o desenvolvimento do procedimento experimental, descrevendo o planejamento experimental e considerando os materiais, ferramentas e equipamentos utilizados para usinagem e medição dos corpos de prova.

O capítulo 4 aborda os resultados e discussão. Apresentando também os experimentos de confirmação que comprovam a eficácia das metodologias utilizadas.

Por fim, o capítulo 5 encerra o trabalho com a apresentação das conclusões obtidas com a pesquisa desenvolvida, suas contribuições e sugestões para trabalhos futuros.

2. Fundamentação teórica

2.1. Fresamento Helicoidal

O Fresamento Helicoidal (em inglês, *Helical Milling*, HM) é um processo de usinagem que surgiu como outra opção para a obtenção de furos. No entanto ele se diferencia e muito do processo de furação convencional, visto sua cinemática. Enquanto que no processo tradicional o furo é feito através da rotação entre a ferramenta/peça e continuado pelo movimento de avanço da ferramenta; na interpolação helicoidal, o furo é gerado mediante a rotação da ferramenta em torno do seu próprio eixo numa trajetória helicoidal, que inclui o avanço axial e revolução ao redor do eixo do furo. O termo utilizado para descrever estes movimentos pode variar. Logo são encontrados também os termos fresamento circular, fresamento orbital e fresamento de avanço helicoidal. Vale salientar que nem todos os trabalhos que utilizam estes termos realmente representam a mesma cinemática.

Por estar incluído dentro do processo de fresamento, o fresamento helicoidal também apresenta a característica de alta flexibilidade. Pode ser utilizado em geometrias complexas, materiais difíceis de usinar e devido à possibilidade de variação de diâmetros podem ainda além de fazer furos, realizar o acabamento, o alargamento e o escariamento (OLVERA *et al.*, 2012).

Na literatura muitos trabalhos fazem a comparação da furação com o fresamento helicoidal. Isto porque a furação é um processo essencial na usinagem, uma vez que representa grande parte do tempo de processamento e ser uma operação que geralmente apresenta valor agregado por ser uma das últimas etapas da produção (WANG *et al.*, 2015). No entanto, conforme Iyer *et al.* (2007), a furação convencional apresenta algumas dificuldades relacionadas a forma com a qual o material é removido. Uma vez que a broca entra em cheio no material, tem-se que a velocidade de corte no centro da broca é zero, o que faz com que a remoção de material nesta região seja feita por extrusão e não cisalhamento, acarretando em problemas como aumento da temperatura e eliminação lateral de cavacos. Logo, o atrito entre broca, cavaco e peça consequentemente afetam de forma negativa a qualidade do furo e nos piores casos podem causar a quebra da ferramenta.

Logo, o presente capítulo busca abordar o processo de Fresamento Helicoidal aprofundando nas suas vantagens, campos para aplicações e cinemática. Pretende-se adicionalmente discutir

temas como forças de corte, qualidade e produtividade de forma mais abrangente, e por fim aprofundar no processo aplicado a ligas de alumínio.

2.1.1. Cinemática

Visto que a literatura sobre Fresamento Helicoidal ainda não está consolidada, Pereira *et al.* (2017a) em sua revisão sobre o tema, ressalta a importância de não confundir as nomenclaturas utilizadas. Logo é preciso estabelecer a diferença entre ambos. O Fresamento Circular envolve o movimento de rotação da ferramenta em torno do próprio eixo e o avanço numa trajetória circular sem ângulo de rampa, enquanto que o Fresamento Helicoidal envolve um movimento de avanço na direção axial, de revolução ao redor do eixo do furo e de rotação da ferramenta em torno do seu próprio eixo, realizado em um centro de usinagem. Outros termos também não são padronizados, como por exemplo, a nomenclatura para diâmetro do furo que Liu *et al.* (2012) definem como Φ_B e Li *et al.* (2010) utilizam D_h . Assim a nomenclatura utilizada no trabalho será escolhida de forma a facilitar o entendimento.

Segundo Denkena *et al.* (2008), diferentemente do processo de furação, o diâmetro inicial do furo (D_0), o diâmetro final do furo (D_b) é determinado pela combinação do diâmetro da fresa (D_f) com o diâmetro da hélice (D_h), podendo assim alcançar diversos valores finais com apenas uma fresa. Partindo desses três diâmetros e da decomposição do passo helicoidal, pode-se definir os parâmetros essenciais neste processo como a velocidade de corte (v_c), velocidade de avanço (v_f), profundidade axial de corte (a_p), profundidade radial de corte (a_e) velocidade de avanço axial da hélice (v_{fha}), velocidade de avanço tangencial por dente (v_{ft}), velocidade de avanço tangencial da hélice (v_{fht}), velocidade de avanço no ponto central da ferramenta (TCP- v_t), ângulo de hélice (α), número de dentes (z), número de rotações por minuto (n), avanço axial por dente (f_{za}) e avanço tangencial por dente (f_{zt}). Logo em posse destas definições pode-se desenvolver as equações abaixo e alguns deles estão representados na Figura 2.1 e 2.2.

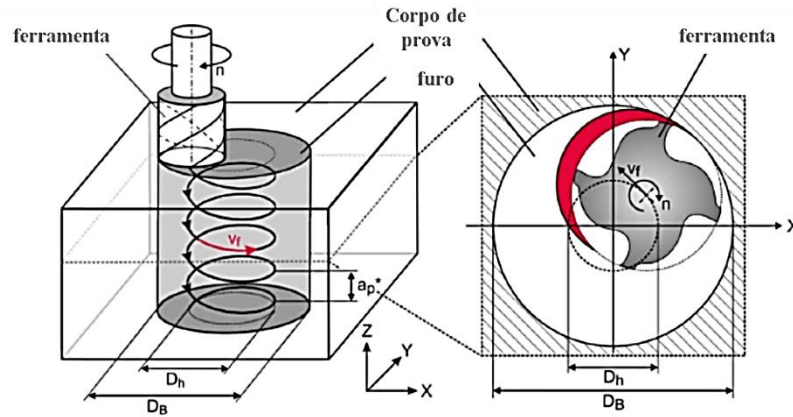


Figura 2.1 - Cinemática do HM (Adaptado de Denkena *et al.*, 2011)

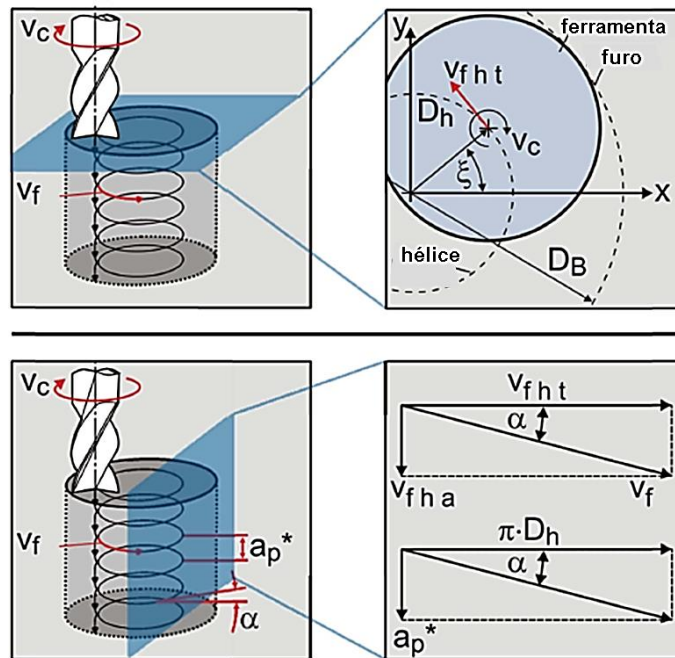


Figura 2.2 - Parâmetros relevantes no HM (Adaptado de Denkena *et al.*, 2008)

A Equação 2.1 descreve como o diâmetro da hélice é encontrado. Nas Equações 2.2 e 2.4 respectivamente, são descritas as trajetória linear e circular. A Equação 2.3 representa a velocidade tangencial. Já as Equações 2.5, 2.6 e 2.7 surgem da necessidade de programação do CNC. A primeira define que a velocidade de avanço helicoidal no centro da fresa pode ser decomposta vetorialmente considerando a v_{fht} e a v_{fha} . A segunda define velocidade de avanço helicoidal na periferia da fresa, relacionada ao D_H e a terceira relacionada ao avanço por dente. Ambas estão relacionadas ao uso de compensação de raio na programação (PEREIRA *et al.*, 2017a).

Na Equação 2.8 é representada a profundidade de corte axial máxima, ou passo da hélice, que depende do ângulo de hélice. O ângulo de hélice, representado pela Equação 2.9, é formado pelas velocidades de avanço axial e tangencial. Já as Equações 2.10 e 2.11 apresentam a profundidade radial de corte, medida no plano xy para furação em cheio e alargamento de furo respectivamente (LIU *et al.*, 2012; IYER, 2006; PEREIRA *et al.*, 2017a).

Vale a pena salientar que conforme Pereira *et al.* (2017a), a razão D_t/D_b indica se o fresamento será uma operação de furação ou alargamento. Assim, se $0 \leq D_t/D_b \leq 0,5$, a operação é de alargamento, logo se $0,5 \leq D_t/D_b \leq 1$ a operação é para obtenção de furos.

$$D_h = D_b - D_t \quad (\text{mm}) \quad (2.1)$$

$$v_{fha} = f_{za} * z * n \quad (\text{mm/min}) \quad (2.2)$$

$$v_{ft} = f_{zt} * z * n \quad (\text{mm/min}) \quad (2.3)$$

$$v_{fht} = v_{ft} * \frac{D_h}{D_b} \quad (\text{mm/min}) \quad (2.4)$$

$$v_f = \sqrt{(v_{fha}^2 + v_{fht}^2)} \quad (\text{mm/min}) \quad (2.5)$$

$$v_{fp} = v_f * \frac{D_b}{D_h} \quad (\text{mm/min}) \quad (2.6)$$

$$v_{fp} = f_z * z * n \quad (\text{mm/min}) \quad (2.7)$$

$$a_p^* = \tan(\alpha) * \pi * D_h \quad (\text{mm/rev}) \quad (2.8)$$

$$\alpha = \arctan\left(\frac{v_{fha}}{v_{fht}}\right) \quad (^\circ) \quad (2.9)$$

$$a_e = \frac{\pi * D_b^2}{4} * \frac{1}{\pi * D_h} = \frac{D_b^2}{4 * D_h} \quad (\text{mm}) \quad (2.10)$$

$$a_e = \frac{D_b^2 - D_0^2}{4 * D_h} \quad (\text{mm}) \quad (2.11)$$

Visto os movimentos realizados, tem-se que o HM apresenta dois tipos de corte, o periférico e o frontal (vide Figura 2.3). No corte periférico, o material é removido pela aresta de corte periférica, sendo este um corte descontínuo, visto a movimento circular. Já no corte frontal, similar à furação convencional, o material é removido em cheio, de forma contínua, visto o movimento linear. Assim a formação de cavacos depende de ambos os cortes, desconsiderando a deformação, terá suas espessuras variadas conforme o tipo de corte

realizado e o ângulo de contato da ferramenta (φ). A Figura 2.4 apresenta o formato do cavaco sem deformação e a relação do mesmo com os parâmetros obtidos da cinemática do processo. Logo, tem-se que no corte periférico, conforme varia o φ , a profundidade axial de corte varia de 0 até a_p^* e a espessura do cavaco não deformado h_{tan} apresenta comportamento sinusoidal partido de 0 até o valor máximo que é f_{zt} . Considerando agora o corte frontal, a espessura do cavaco não deformado h_{ax} e a largura do cavaco b_{ax} são consideradas constantes com relação à variação de φ . A espessura é igual ao avanço axial por dente e a largura é igual ao diâmetro da fresa dividido por dois. As equações abaixo definem o h_{tan} , h_{ax} e o b_{ax} . Se considerar altas razões entre o diâmetro da fresa e do furo, a seção transversal do cavaco pode ser calculada conforme Equação 2.15 (DENKENA *et al.* 2008).

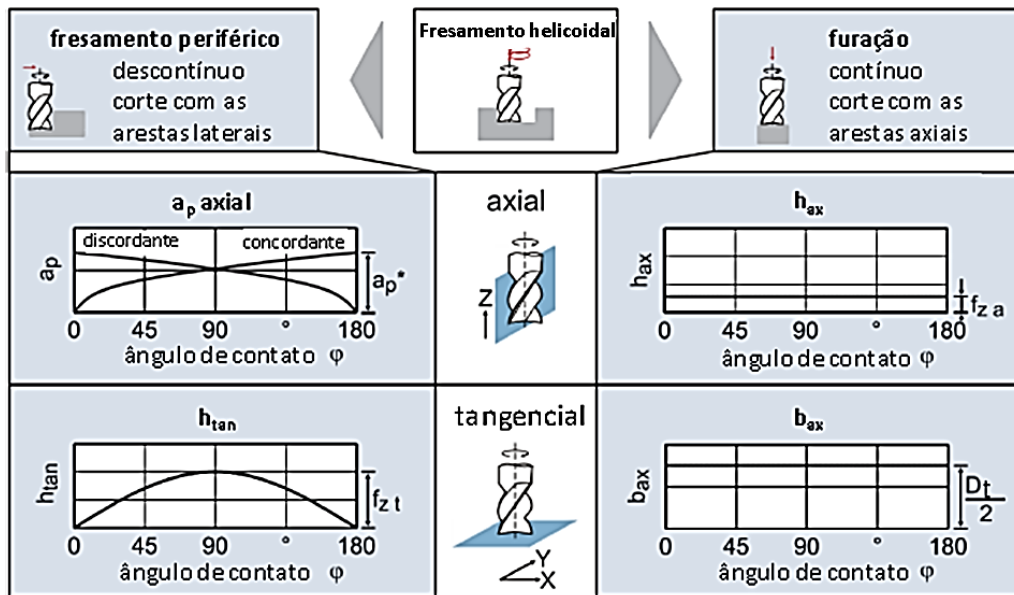


Figura 2.3 - Tipos de corte do HM e dimensões do cavaco sem deformação (Adaptado de Denkena *et al.* 2008)

$$h_{tan} = f_{zt} * \sin \varphi \quad (\text{mm}) \quad (2.12)$$

$$h_{ax} = f_{za} \quad (\text{mm}) \quad (2.13)$$

$$b_{ax} = \frac{D_t}{2} \quad (\text{mm}) \quad (2.14)$$

$$a_p(\varphi) = \frac{a_p^*}{180^\circ} * \varphi \quad (\text{mm}) \quad (2.15)$$

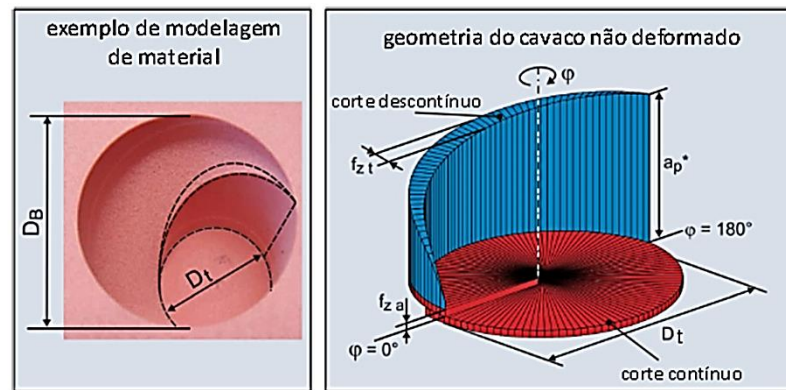


Figura 2.4 - Cavaco sem deformação (Denkena *et al.* 2008)

Fangmann *et al.* (2011) compara os trabalhos de Brinksmeier *et al.* (2008) e Denkena *et al.* (2008), onde as abordagens para calcular a razão entre volume de corte tangencial e axial são desenvolvidas de formas diferentes. Denkena obtém a relação descrita na Equação 2.16 através de definições geométricas relativas ao ângulo de contato e Brinksmeier através da Equação 2.17, mediante uma abordagem usando um raio de inspeção arbitrário.

$$K = \frac{V_{tan}}{V_{ax}} = \frac{\frac{1}{2} a_p^* f_{zt} D_t}{\frac{1}{4} \pi D_t^2 f_{za}} = \frac{2 a_p^* f_{zt}}{\pi D_t f_{za}} = \frac{2(D_b - D_t)}{D_t} \quad (\text{mm}) \quad (2.16)$$

$$G = \frac{V_{tan}}{V_{ax}} = \frac{\pi \left(\frac{D_b^2 - D_t^2}{2^2} \right) a_p^*}{\pi \left(\frac{D_t}{2} \right)^2 a_p^*} = \frac{D_b^2 - D_t^2}{D_t^2} \quad (\text{mm}) \quad (2.17)$$

2.1.2. Aplicações e vantagens

Dentre o que é apresentado sobre HM dois termos aparecem muito no que se refere à aplicação: materiais difíceis de usinar e obtenção de furos de alta qualidade. Isso porque existe uma correlação entre eles. De forma geral, materiais difíceis de usinar apresentam algumas características como adesão, abrasividade, encruamento, condutividade térmica e dureza. O que faz com que processos de usinagem convencionais nem sempre sejam adequados, pois as características podem gerar alguns defeitos que acarretam em perda de material e tempo. Logo, os tipos de processo de usinagem desejados somados ao material utilizado levam ao uso de processos específicos de usinagem com intuito de obter melhores resultados.

Logo, muitos trabalhos utilizam o HM para obtenção de furos em compósitos de matrizes polimérica, cerâmica e metálica, como por exemplo, para plásticos reforçados de fibra de

carbono (PRFC), ligas de alumínio e titânio. Tem-se ainda o uso de HM em materiais endurecidos como os aços A3, D2 e D3. Li e Liu (2013) ressaltam que o HM é utilizado em diversos campos tais como nas indústrias aeronáutica, aeroespacial, naval e automotiva, ambientes estes que utilizam materiais de difícil usinagem.

Pereira *et al.* (2017a) apresentaram em seu trabalho uma varredura para identificar algumas características que vem sendo aplicadas para este tipo de processo tal como: os tipos de materiais, máquinas, ferramentas, lubrificação, refrigeração, condições de corte e diâmetros de furos que foram utilizados. A título de informação relativa ao trabalho, que envolve o fresamento helicoidal do Al 7075, as tabelas abaixo apresentam algumas informações sobre o que vem sendo aplicado para HM em alumínio.

Tabela 2.1 - Características de máquina/ferramenta para HM em Alumínio

Artigo	Máquinas	Material e tipo da ferramenta	Liga de Al	Condição de lubrificação/refrigeração
Shan <i>et al.</i> (2013)	Torno CA6140	Inteiraça de metal duro cementado/ fresa de topo	Al 6061	Seco
Sasahara <i>et al.</i> (2008)	Centro de usinagem	-	Al 5052	MQL e jato de ar
Chen <i>et al.</i> (2014)	Unidade de Furação Orbital projetada pela Universidade Zhejiang fixado no robô KUKA 360	Metal duro cementado/ especializada e fresa de topo	Al 7050	Seco
Brinksmeier e Fangmann (2010)	Unidade de Furação Orbital (ODU)	Metal duro sem revestimento/ fresa de topo com cinco geometrias diferentes	Alumínio revestido Al 2024-T351	Seco
Li e Liu (2012)	Centro de usinagem CNC vertical FIDIA K197	Inteiraça de metal duro/ fresa de topo	Al 7075-T6	Jato de ar de alta pressão aplicado através de um bocal
Zhang <i>et al.</i> (2012)	Centro de usinagem NC 5 eixos DMU70evo da Corporação DMG	Metal duro classe K10/ fresa de topo customizada	Al 7075-T6	-
Pereira <i>et al.</i> (2017b)	Romi Discovery 560	Inteiraça de metal duro/ fresa de topo	Al 7075-T6	Molhado

Fonte: Adaptado de Pereira *et al.* (2017a)

Tabela 2.2 - Condições de corte para HM em Alumínio

Artigo	Geometria do furo			Parâmetros de corte			
	D_b (mm)	D_t (mm)	D_h (e) (mm)	z (un.)	f_{za} ($\mu\text{m}/\text{dente}$)	f_{zt} ($\mu\text{m}/\text{dente}$)	v_c (m/min)
Shan <i>et al.</i> (2013)	10,2- 12,2	8-10	2,2 (1,1)	2	2,7-5,3	171	39
Sasahara <i>et al.</i> (2008)	13	10	5 (2,5)	2	0,635	30	785
Chen <i>et al.</i> (2014)	15	10	5 (2,5)	4	1,5	0,35	94
Li e Liu (2012)	16	10	6 (3)	2	20	336-837	38
Pereira <i>et al.</i> (2017b)	13	10	5 (2,5)	4	0,5-14,5	15-115	10-90

Fonte: Adaptado de Pereira *et al.* (2017a)

Com relação às vantagens do uso deste processo, diversos artigos comparam o fresamento helicoidal com a furação convencional em termos de resultados de processo. Os problemas apresentados pelo processo convencional, segundo Pereira *et al.* (2017a), são baixa qualidade superficial, pouca acuracidade dimensional e geométrica, desgaste da ferramenta, dificuldade de dissipação de calor e evacuação do cavaco, o que levam ao retrabalho, baixa capacidade de processo e custos extras. Para alguns materiais específicos como os compósitos PRFC surgem ainda a delaminação, o desgaste da matriz e a retirada da fibra, descaracterizando a furação como um processo competitivo em indústrias aeronáuticas.

Assim de forma geral, o HM pela própria cinemática, elimina alguns dos problemas citados acima e insere alguns incrementos. O fato de que o diâmetro da fresa sempre será menor que o diâmetro do furo, traz a possibilidade de que com uma mesma fresa possam ser feitos furos de diversos diâmetros, reduzindo o tempo de ciclo no caso de troca de ferramentas e evitando operações de alargamento e acabamento (DENKENA *et al.*, 2008; TÖNSHOFF *et al.*, 2001; QIN *et al.*, 2012). Permite ainda uma melhoria do escoamento dos cavacos e na dissipação do calor, uma vez que existe mais espaço para saída de material e a superfície de contato varia durante o processo, levando a melhor qualidade em termos de rugosidade, circularidade e cilindridade (YICAI *et al.*, 2011). Isto também possibilita a redução ou eliminação do uso de lubrificantes e refrigeração, uma vez que pode ser inseridos jatos de ar para facilitar a saída dos cavacos, tornando o HM um processo de furação mais sustentável (PEREIRA *et al.*, 2017a).

Outro benefício obtido no uso de fresamento helicoidal está relacionado às forças axiais que são bem menores quando comparadas a furação convencional. Forças axiais mais baixas permitem alcançar tolerâncias mais apertadas, aumentar o tempo de vida da ferramenta e reduzir as vibrações que acabam gerando problemas de forma e qualidade da superfície (WANG *et al.*, 2011).

Hongwei *et al.* (2009), em seu trabalho, constataram algumas das vantagens do HM, ao testar materiais diferentes em duas condições. Na primeira usou os mesmos parâmetros de corte para ambos os materiais e na segunda, utilizou os parâmetros ótimos específicos para cada material. Assim, concluíram que quando os parâmetros ótimos de cada material são empregados no processo, consegue-se reduzir as forças de corte, aumentar a vida da ferramenta e a qualidade do furo.

2.1.3. Esforços de corte

Conforme Li *et al.* (2010), em fresamento helicoidal, a força de corte é um dos parâmetros mais influentes no que diz respeito ao desempenho, à acuracidade do furo e à vida da ferramenta, uma vez que pode aumentar ou reduzir a rugosidade e o desgaste da ferramenta. Fatores como condições de corte, propriedade do material, geometria da ferramenta e a dinâmica do sistema de usinagem possuem efeito direto no comportamento das forças durante o processo de corte. Logo, o estudo das forças de corte é essencial quando se busca melhores resultados de qualidade, desempenho e custo. Sendo possível através da modelagem e simulação, é prever o comportamento das forças de usinagem.

Os modelos de força para o HM de forma geral consideram dois sistemas de coordenadas, um para a ferramenta e outro para o corpo de prova. Assim, no corpo de prova as forças são nos eixos x, y e z, respectivamente F_x , F_y e F_z , podendo ser monitoradas por um dinamômetro estacionário. No sistema de coordenadas da ferramenta, estão às forças F_t (força tangencial), F_r (força radial) e F_a (força axial), tal como apresentado na Figura 2.5. No entanto, existe variação de nomenclatura entre os autores. Pode-se considerar $F_a = F_z$, visto que F_a atua ao longo do eixo z. A força radial, F_r , também chamada de força resultante, é obtida através do módulo da resultante entre F_x e F_y ($F_r = \sqrt{F_x^2 + F_y^2}$). As forças tangencial e radial, também são chamadas de força de avanço (F_f) e força de avanço normal (F_{fN}) respectivamente (PEREIRA *et al.* 2017a).

Considerando a cinemática do HM, o processo é composto por dois tipos de operação: o corte periférico e a furação (DENKENA *et al.*, 2011). Desta forma, tem-se que as arestas de corte periféricas geram principalmente esforços de corte no sentido radial. Já as arestas de corte frontal produzem esforços de corte tanto no sentido radial quanto no sentido axial. Os esforços radiais podem ocasionar vibração e a deflexão da ferramenta, enquanto que os esforços axiais podem deformar o corpo de prova e ocasionar baixa qualidade de acabamento superficial (PEREIRA *et al.* 2017a).

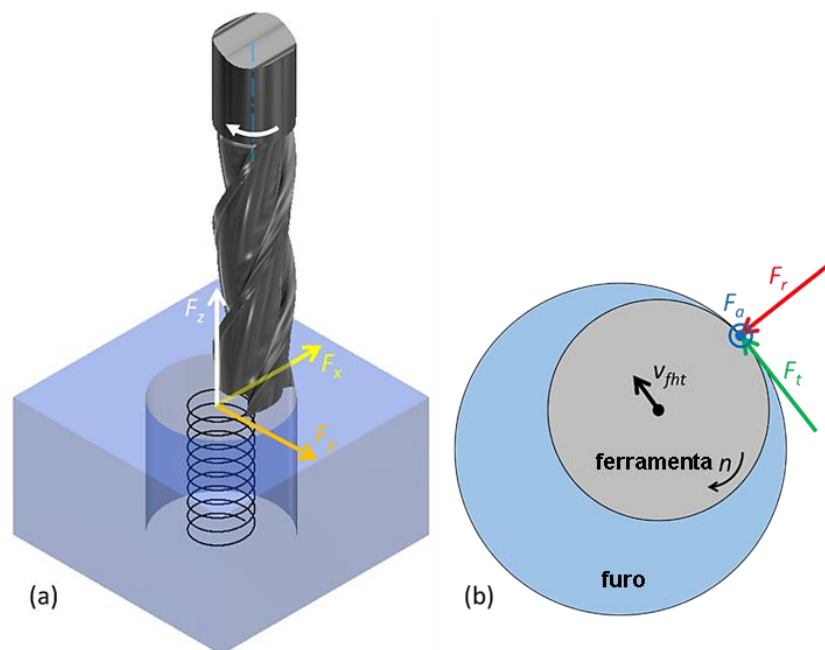


Figura 2.5 - Forças de corte no sistema do corpo de prova (a) e da ferramenta (b) (Adaptado de Rey *et al.*, 2016)

Muitos modelos de força para fresamento helicoidal podem ser encontrados na literatura. Denkena *et al.*(2011) avaliaram para dois tipos de material o impacto do avanço axial e tangencial por dente nas forças de corte tal como apresentado na Figura 2.6. Concluíram que ambas têm forte influência na aparência do cavaco não deformado. Altos avanços tangenciais a um valor constante de avanço axial e baixos avanços axiais a um valor constante de avanço tangencial levam a baixas forças de avanço e força de avanço normal, com pouca deflexão da ferramenta e desvios de forma.

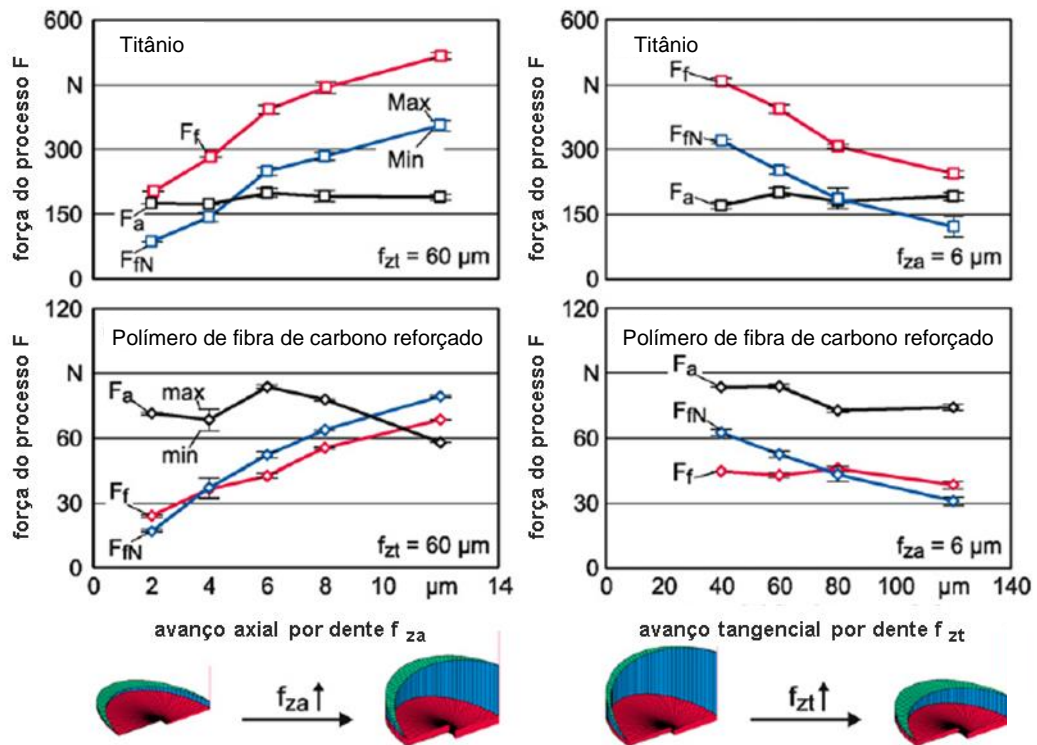


Figura 2.6 - Forças obtidas no processo de HM em titânio e em PRFC relacionado aos avanços tangencial e axial por dente (Adaptado de Denkena *et al.*,2011)

Yicai *et al.* (2011) apresentaram um estudo no qual variou-se os passos da hélice buscando avaliar a influência dos mesmos nas forças de corte e na qualidade do furo. O resultado gerado garante que o tamanho do passo tem influência direta na força de corte, sendo que quanto maior o passo maior as forças, embora ainda se apresentem cerca de 8 a 10 vezes menor que na furação convencional.

No trabalho de Wang *et al.*(2011), um modelo analítico para as forças de corte considerando o corte periférico foi estabelecido e foi observado que se o material da peça e da ferramenta estiverem corretos, as forças nas direções x, y e z estarão somente ligadas ao parâmetros de corte. Logo, as forças de corte aumentam com a profundidade de corte e estão diretamente correlacionadas à razão entre velocidade orbital (ω) e de rotação.

Um modelo analítico considerando as arestas de corte periférica e frontal de corte foi desenvolvido por Wang *et al.* (2012). Através de simulação e experimentação foi concluído que as forças de corte aumentam com o aumento da profundidade de corte e da velocidade orbital, conforme Figura 2.7. Foi observado ainda um erro de 10% no modelo, devido à presença de ruídos no processo e ao fato de que eles assumiram que o sistema era rígido (ferramenta e peça).

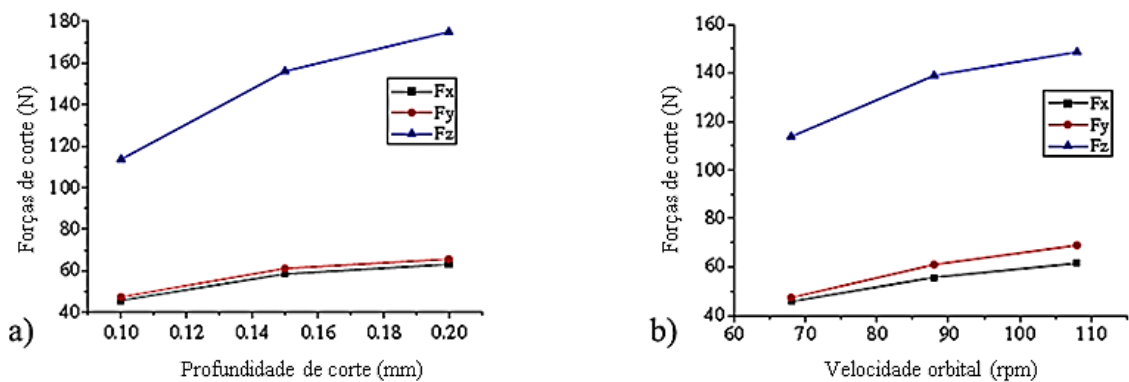


Figura 2.7 - Relação entre forças e profundidades de corte (a) e entre forças de corte e velocidades orbitais (b) (Adaptado de Wang *et al.*, 2012)

2.1.4. Qualidade do furo

O termo qualidade, no que diz respeito à usinagem de furos, está ligado à avaliação dimensional de forma e acabamento superficial. Sendo necessário às vezes realizar operações adicionais para atender a qualidade, tal como alargamento para acabamento. Características de qualidade dimensional, circularidade, rugosidade, rebarbas, aderências e delaminação constituem aspectos relevantes na denominação de qualidade. Especificamente com relação ao HM, com apenas um processo, furos de qualidade podem ser obtidos sem operações subsequentes, incluindo em materiais de difícil usinabilidade (OLVERA *et al.*, 2012; HAIYAN e XUDA, 2014; PEREIRA *et al.*, 2017a).

Em Pereira *et al.* (2017a), trabalhos são classificados conforme algumas das características citadas acima incluindo diversos materiais. Apenas em Eguti e Trabasso (2014) características da qualidade do furo são apresentadas utilizando alumínio como material do corpo de prova. Os autores realizaram medições de diâmetro e circularidade na entrada e na saída do furo, obtendo tolerância dimensional IT5 e erros de circularidade variando de 11 a 30 μm na entrada do furo e 15 e 42 μm na saída.

Yicai *et al.* (2011) constaram em sua pesquisa que apesar do aumento do passo helicoidal resultar em maiores erros de diâmetro e piora do acabamento superficial, ainda sim gera uma qualidade de furo superior ao da furação convencional.

Sasahara *et al.* (2008) compararam a fabricação de furos em alumínio por furação e fresamento helicoidal e verificaram que a forma do furo se apresenta com melhor qualidade e precisão, reduzindo erros de circularidade quando comparado a furação. Outro aspecto

verificado foi que o processo é mais preciso uma vez que existe pouca ou nenhuma variação no diâmetro de furo desejado. A aderência do material na ferramenta também é reduzida devido à redução da temperatura e por fim atingem-se valores baixos de rugosidade. A Figura 2.8 apresenta a comparação da circularidade na furação e no fresamento helicoidal, variando a altura de medição dos planos circulares em 3, 10 e 17 mm.

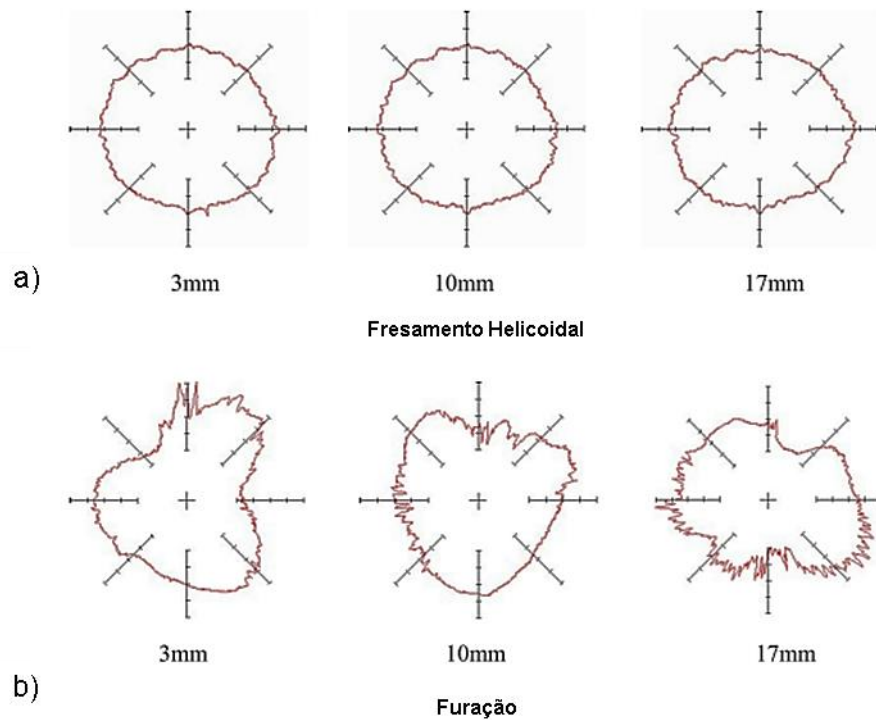


Figura 2.8 - Circularidade nos processos de fresamento helicoidal (a) e furação (b) (Adaptado de Sasahara *et al.*, 2008)

2.1.5. Produtividade

Braga (2000) define que a produtividade é a principal forma de avaliação do desempenho de processos produtivos, visto que permite uma análise da relação entre recursos necessários à produção e o volume produzido. Em usinagem, conforme Machado *et al.* (2009), vários parâmetros podem influenciar no desempenho dos processos, seja o tipo de material da peça e da ferramenta, as condições de corte, etc. A taxa de remoção de material e o tempo de vida da aresta de corte são algumas respostas que podem ser utilizadas para avaliação da produtividade. Harmon e Peterson (1997) afirmam que dentre as principais perdas de usinagem estão o tempo de *setup* para troca de ferramentas e configuração do maquinário.

Assim, considerando o fresamento helicoidal temos que a produtividade pode ser medida através da taxa de remoção de material, do tempo de produção e do tempo de vida da ferramenta. Pensando em tempo, pode-se considerar que este tem baixa produtividade uma vez que a trajetória percorrida pelo passo helicoidal é bem maior que na furação ou alargamento logo, o tempo para completar a usinagem do furo é maior que na furação. No entanto, em algumas situações específicas que envolvem realização de muitos furos com diâmetros diferenciados e operações de acabamento, o HM se torna uma opção viável, uma vez que este economiza tempo de ciclo visto que uma única fresa realiza furos com diversos diâmetros, com operação de desbaste e acabamento. Tonshoff *et al* (2011) mostraram que o uso do HM na fabricação de componentes de alumínio economizou cerca de 25% do tempo de ciclo empregando somente 3 ferramentas, quando comparado a furação convencional, numa sequencia de furação normal seguida de alargamento, em que era preciso 12 ferramentas.

A taxa de remoção de material pode ser obtida conforme Pereira *et al.* (2017b), substituindo os parâmetros fundamentais do processo de HM na fórmula de fresamento, tal como apresentado na Equação 2.18.

$$MRR = 250 \cdot z \cdot \frac{D_b^3}{D_h \cdot D_t} \cdot v_c \cdot \frac{f_{za}}{f_{zt}} \cdot \sqrt{f_{za}^2 + \left(f_{zt} \cdot \frac{D_h}{D_b}\right)^2} \quad (2.18)$$

Sabe-se que o aumento da vida da ferramenta acarreta em redução de custos com inventário e aumento da produtividade (SADEK *et al*, 2013). Logo, Pereira *et al.*(2017a) resumem o que vem sendo estudado com relação ao desgaste da ferramenta dentro do HM. Muitos dos trabalhos que avaliam este parâmetro são voltados para materiais de difícil usinabilidade, visto os impactos causados na ferramenta tal como fraturas. De forma geral é apresentado nos trabalhos HM que os desgastes são reduzidos se comparados com a furação convencional, aumentando assim a quantidade de furos obtidos com uma só fresa, reduzindo o custo de ferramenta e o tempo de *setup*.

2.1.6. Fresamento Helicoidal em ligas de Alumínio

Visto o que vem sendo discutido na academia sobre HM, tem-se que um dos seus usos está na indústria aeronáutica e automobilística, sendo estes ambientes que utilizam alumínio como uma das matérias-primas. Logo, encontra-se na literatura estudos voltados para caracterização do comportamento do alumínio nos processos de fresamento helicoidal.

O Alumínio é um material que se destaca dentre os demais, visto suas características de usinagem que permite durabilidade, resistência à corrosão, moldabilidade, impermeabilidade, diversidade de acabamentos, beleza, condutividade térmica/elétrica e alta relação resistência/peso. No entanto, para alguns processos como a furação, o alumínio apresenta algumas dificuldades quanto à usinagem. Conforme Sasahara *et al.* 2012, o calor gerado durante a usinagem pode levar a adesão do alumínio à ferramenta, levando a um congestionamento de cavaco, baixa precisão na forma desejada, possível quebra da ferramenta.

Assim, estratégias que reduzam o calor entre ferramenta e corpo de prova reduzem ou evitam estes problemas. Desta forma, o uso do HM e fluidos lubrificantes/refrigerantes podem ser estratégias para evitar a adesão e melhorar a qualidade do furo visto que a cinemática do processo permite o corte descontínuo, facilitando a evacuação de cavaco e a dissipação de calor.

Nesse contexto, alguns trabalhos utilizando HM e alumínio como corpo de prova foram analisados com intuito de entender o que vem sendo trabalhado no campo. A Tabela 2.3 caracteriza os trabalhos conforme algumas características tal como tipo de liga, características da ferramenta e parâmetros de corte.

De forma geral, tem-se que os estudos envolvem o uso de HM em ligas de alumínio sendo desenvolvidos com intuito de fabricação de furos em sua maioria (PEREIRA *et al.*, 2017b, 2018; SUN *et al.*, 2018; CHEN *et al.*, 2014; SASAHARA *et al.*, 2008; LI e LIU, 2012; ZHANG *et al.*, 2012; SHAN *et al.*, 2011; BRINKSMEIER e FANGMANN, 2010) e também para operação de acabamento (LIU *et al.*, 2017).

Dentre os objetivos dos trabalhos, tem-se a fabricação de máquinas ou robôs baseados no HM (SHAN *et al.*, 2011; BRINKSMEIER e FANGMANN, 2010;), comparação de processos e/ou materiais (SASAHARA *et al.*, 2008; SUN *et al.*, 2018; LIU *et al.*, 2017), estudo dos efeitos do HM (ZHANG *et al.*, 2012; LI e LIU, 2012; LIU *et al.*, 2017), além de modelagem e otimização de parâmetros (PEREIRA *et al.*, 2017b e 2018).

Tabela 2.3 - Características gerais do processo de HM em alumínio

Artigo	Liga de Al	Condição de lubrificação	Material da ferramenta	z (un.)	f_{za} ($\mu\text{m}/\text{dente}$)	f_{zt} ($\mu\text{m}/\text{dente}$)	v_c (m/min)	D_b (mm)
Shan <i>et al.</i> (2013)	Al 6061	Seco	Inteiraça de metal duro cementado/ fresa de topo	2	2,7-5,3	171	39	10,2-12,2
Sasahara <i>et al.</i> (2008)	Al 5052	MQL e jato de ar	-	2	0,635	30	785	15
Chen <i>et al.</i> (2014)	Al 7050	Seco	Metal duro cementado/ especializada e fresa de topo	4	1,5	0,35	94	15
Li e Liu (2012)	Al 7075-T6	Jato de ar de alta pressão aplicado através de um bocal	Inteiraça de metal duro/ fresa de topo	2	20	336-837	38	16
Pereira <i>et al.</i> (2017b)	Al 7075-T6	Abundância	Inteiraça de metal duro/ fresa de topo	4	0,5-14,5	15-115	10-90	15
Liu <i>et al.</i> (2017)	Al 7075-T6	-	Inteiraça de metal duro/ fresa de topo	3	-	-	90	15,8
Sun <i>et al.</i> (2018)	Al 2024-T3	Seco e abundância	Metal duro de grãos ultrafinos	4	0,2mm/rev	0,042mm/rev	66	-
Pereira <i>et al.</i> (2018)	Al 7075-T6	Abundância	Inteiraça de metal duro/ fresa de topo	4	0,5-14,5	15-115	10-90	15
Brinksmeier e Fangmann (2010)	Al 2024-T3	MQL e seco	-	-	3,3-6,6	13-41	170-286	-

Logo, buscando nos trabalhos mais recentes, tem-se que a questão da qualidade furos é muito boa, considerando valores de rugosidade, desvios de circularidade e diâmetro. Em Liu *et al.* 2017, o HM é aplicado em ligas de Al e Ti para a obtenção e alargamento de furos, alcançando bons resultados para ambos. No entanto, o alumínio apresenta melhores valores, rugosidade média, R_a em torno de $0,5 \mu\text{m}$, desvio de circularidade em torno de $4 \times 10^{-3} \text{ mm}$ conforme apresentado na Figura 2.9.

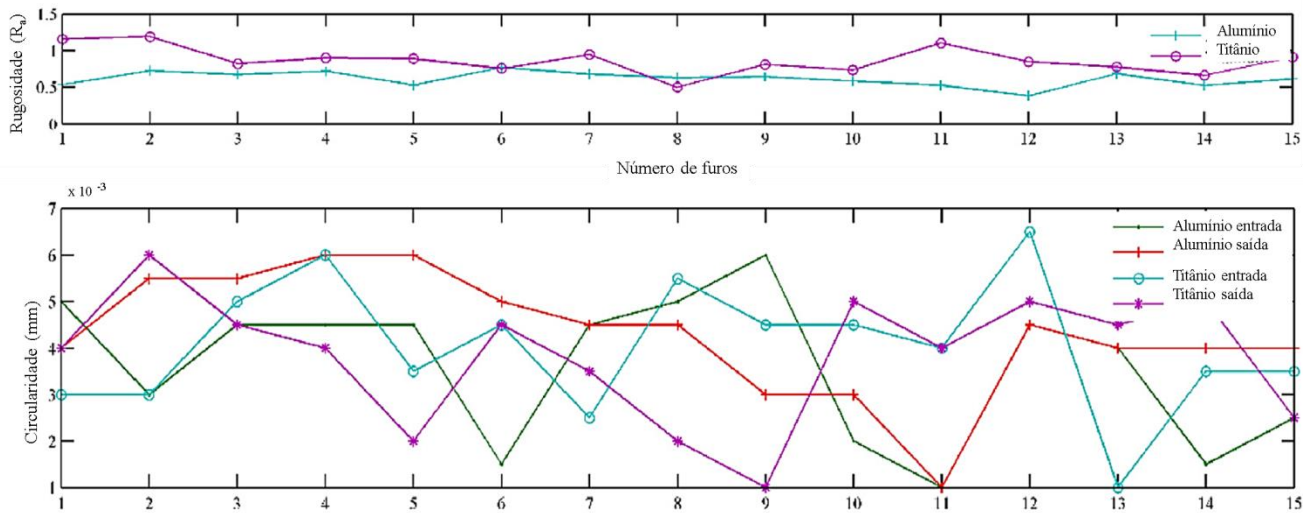


Figura 2.9- Avaliação da qualidade dos furos (Adaptado de Liu *et al.*, 2017)

Da mesma forma, a qualidade do furo foi estudada quando comparado à furação convencional em Sasahara *et al.* (2008). Desvio de diâmetro e delaminação foram algumas das características avaliadas. Conforme Figura 2.10 e 2.11, observa-se que o diâmetro se mantém muito mais constante quando do uso de HM, assim como a circularidade e a inexistência de rebarbas, diferentemente da furação.

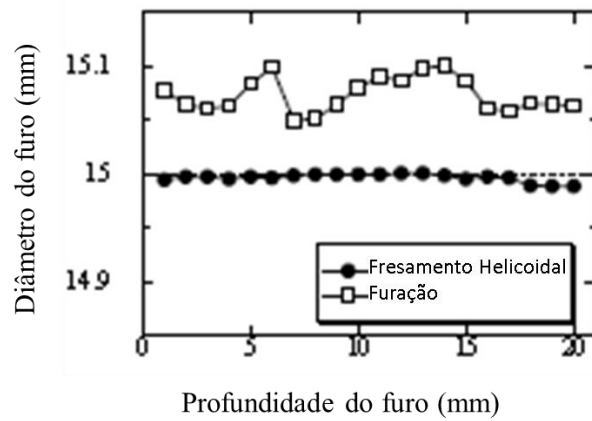


Figura 2.10 - Comparação dos diâmetros nos diferentes processos (Adaptado de Sasahara *et al.*, 2008)

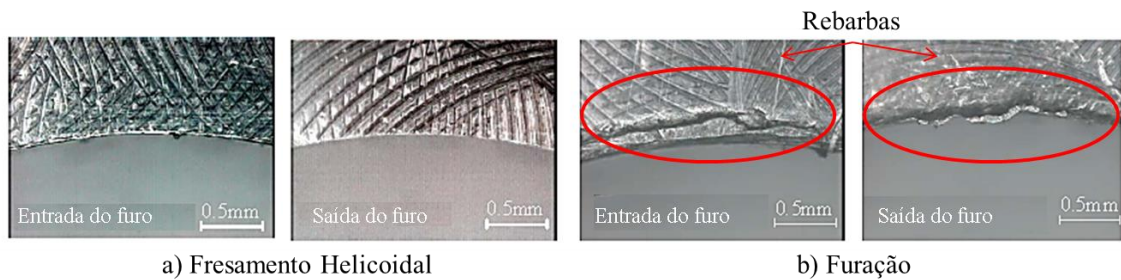


Figura 2.11 - Formação de rebarba (Adaptado de Sasahara *et al.*, 2008)

Sun *et al.* 2017 estudaram a qualidade superficial e falha por fadiga no HM variando o tipo de material (Al 2024 e Ti 6Al-4V) e as condições de lubrificação (seco e lubrificado). Os resultados obtidos consideram que para este caso, com relação à falha por fadiga, o alumínio demora mais a falhar no processo de HM, apresentando praticamente os mesmos valores com ou sem lubrificação, conforme Figura 2.12. Os valores de acabamento superficial se apresentam mais baixos no HM, independentemente do uso ou não de lubrificante, tal como Figura 2.13.

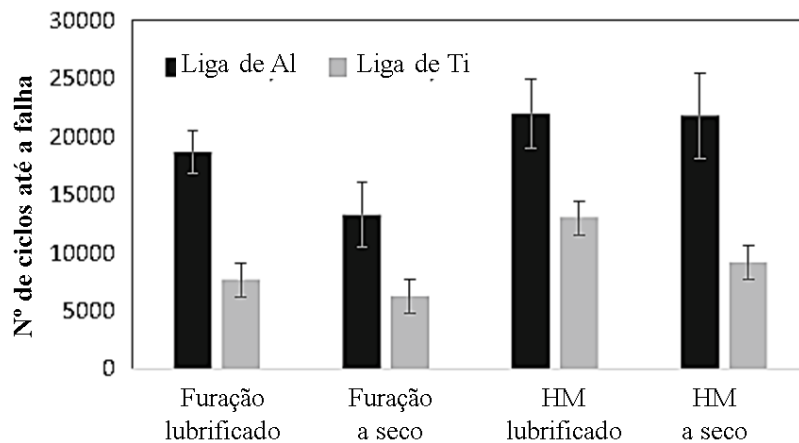


Figura 2.12 - Comparação do número de ciclos até a falha para as diferentes condições de usinagem (Adaptado de Sun *et al.* 2018)

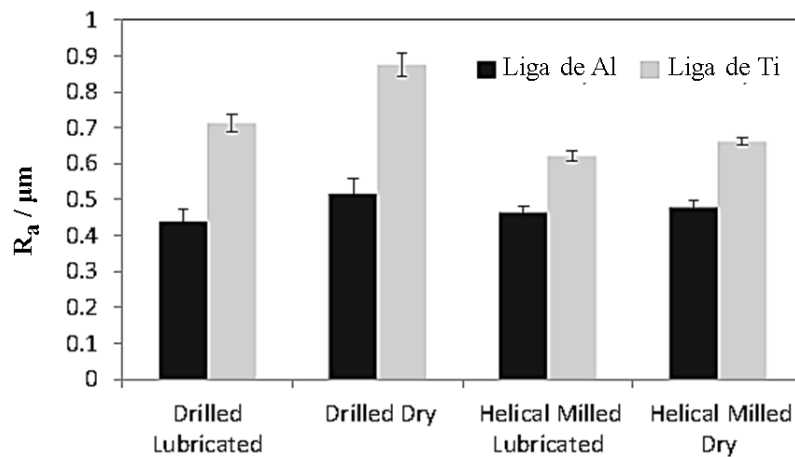


Figura 2.13 - Medições de rugosidade média das superfícies dos furos (Adaptado de Sun *et al.* 2018)

Ainda pensando em condições de lubrificação, Sasahara *et al.* 2008 estudaram o uso de três variações de lubrificação, a seco, MQL e jato de ar. O resultado final mostra que o perfil de rugosidade e o desvio de circularidade se apresentam melhores com o uso de fluido ou MQL, tal como as Figuras 2.14 e 2.15.

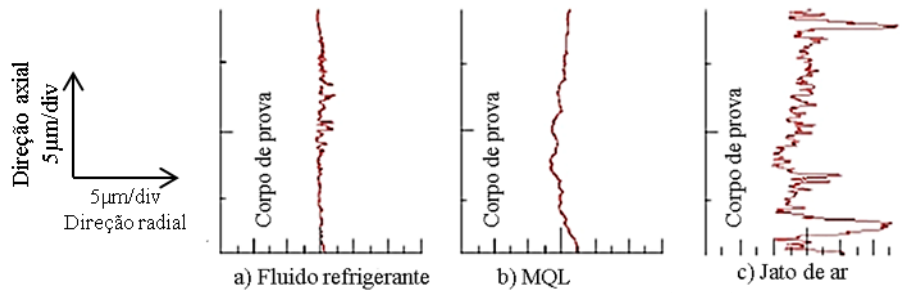


Figura 2.14 - Efeito do tipo de fluido de corte no perfil de rugosidade (Adaptado de Sasahara *et al.*, 2008)

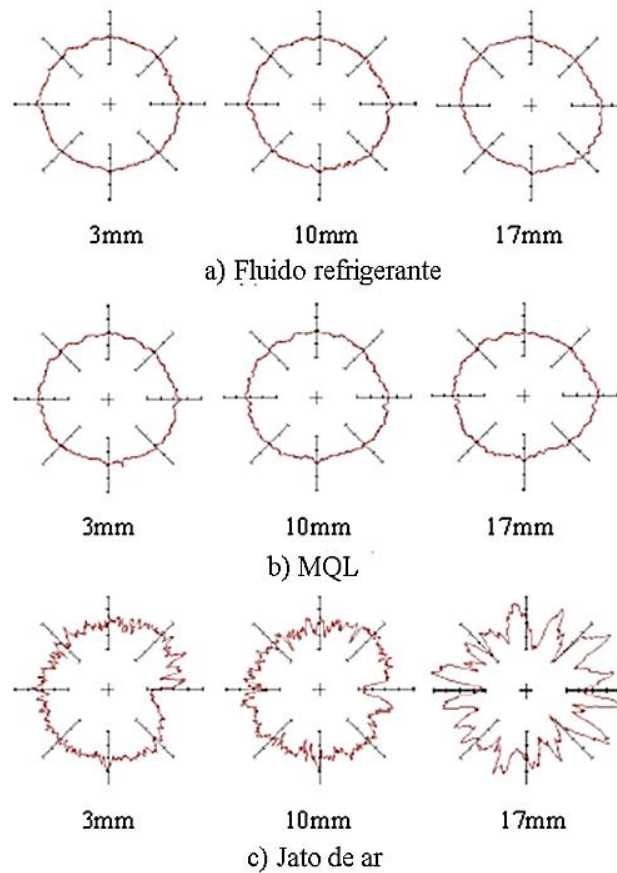


Figura 2.15 - Efeito do tipo de fluido de corte na circularidade (Adaptado de Sasahara *et al.*, 2008)

Conforme apresentado pela cinemática do HM, as forças de corte se apresentam menores se comparado à furação. Sasahara *et al.* (2008) mostraram que as forças de corte obtidas em fresamento helicoidal são até 10 vezes menores quando comparadas à furação convencional, conforme Figura 2.16.

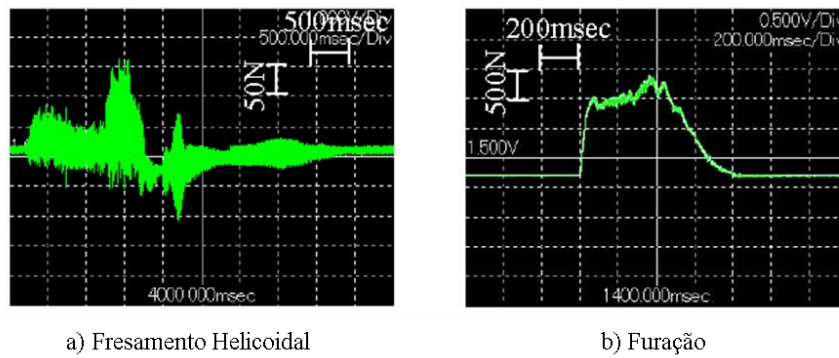


Figura 2.16 - Comparação das componentes de força de corte na direção axial (Adaptado Sasahara *et al.* 2008)

No entanto, visto o consenso na academia sobre o alcance de menores esforços de corte, Pereira *et al.* (2018) focaram seu trabalho na modelagem e otimização robusta do fresamento helicoidal, adicionando além das variáveis de controle uma variável de ruído, algo até o momento de seu estudo não encontrado na literatura disponível. Logo, com intuito de mensurar a interação do ruído nas variáveis de processo, foi feita a otimização dos esforços de corte representados por uma resposta de combinação linear ponderada (WPCA), através do método de otimização NBI, alcançando soluções Pareto ótimas como apresentada na Figura 2.17. Essa fronteira permite ao experimentador encontrar cenários que lhe favoreça conforme a necessidade do momento.

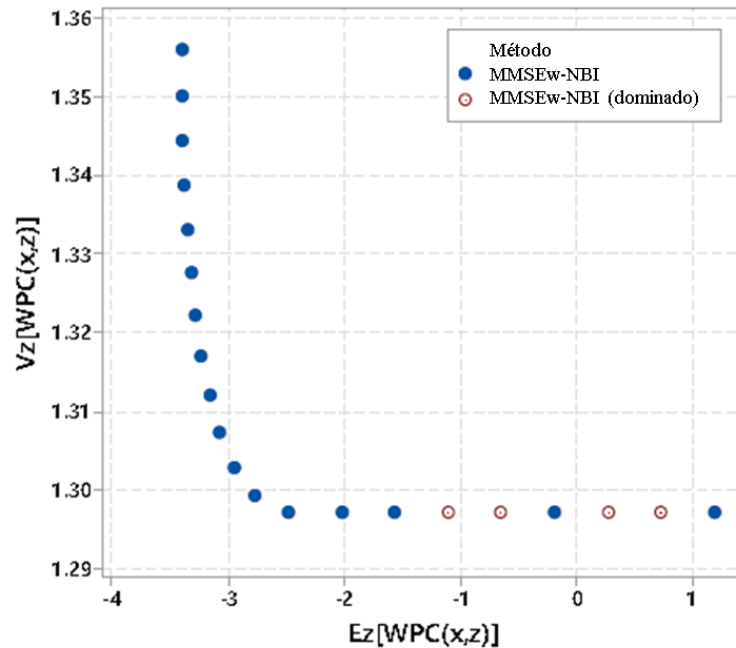


Figura 2.17 - Fronteira de Pareto de WPC (Adaptado Pereira *et al.* 2018)

Já em Pereira *et al.* (2017b), o estudo foca na sustentabilidade do HM em alumínio. Devido à cinemática do HM, é possível tornar o processo de furação mais sustentável visto a economia de energia e material para ferramentas e redução de tempos de *setup*. Nele foram tratadas respostas de produtividade, qualidade e sustentabilidade, respectivamente taxa de remoção de material (*MRR*), circularidade (*Ron_t*) e força axial (*F_a*). O trabalho busca através da modelagem e da otimização conjunta destas respostas, apresentar cenários nos quais possibilita ao experimentador a escolha da condição que melhor atende suas necessidades. Visto a busca pela robustez do processo, a otimização é baseada no método MSE-NNC. A superfície de soluções Pareto ótimas é apresentada na Figura 2.18.

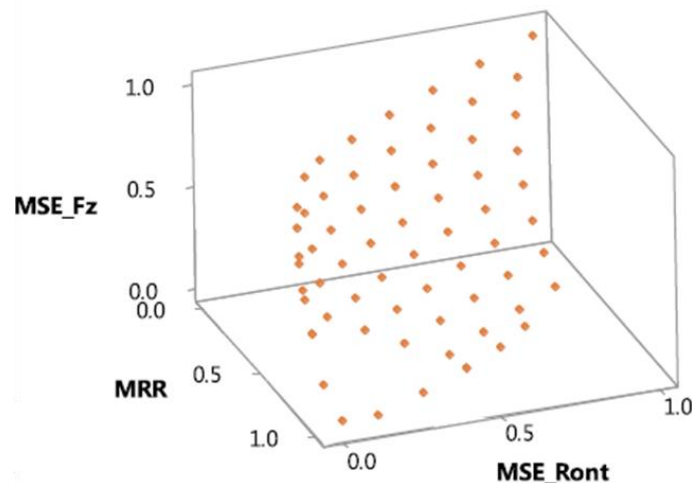


Figura 2.18 - Espaço de soluções normalizadas considerando os pontos Pareto ótimos do método ENNC (Adaptado Pereira *et al.* 2017b)

Considerando todas as características apresentadas neste tópico, é possível verificar *gaps* na literatura tal como artigos de fresamento helicoidal que abordam sobre o resultado do HM para alargamento de furos e que empreguem além da modelagem, a otimização de respostas. Outro ponto importante é estudar a influências das variáveis de ruído presentes neste processo, bem como o tratamento destes parâmetros.

2.1.7. Considerações sobre Fresamento Helicoidal

Os dados presentes na literatura sobre o processo de fresamento helicoidal ainda são escassos uma vez que o tema é pouco estudado, devido sua complexidade. Mas algumas características até o momento discutidas são bem assertivas visto que muitos dos trabalhos chegam a conclusões parecidas tal como ser uma alternativa viável a furação para realização de furos

em materiais que apresentam certas dificuldades durante a usinagem, possibilidade de fazer furos de alta precisão, furos de diversos diâmetros com apenas uma ferramenta. Ainda é possível realizar operações de alargamento e acabamento.

Considerando estas características, esse processo vem sendo altamente utilizado em indústrias aeronáuticas e aeroespaciais para realização de furos de precisão. Esses setores investem alto em tecnologia buscando sempre melhoria dos processos. Muitos dos materiais utilizados nestas áreas são difíceis de usinar como, por exemplo, compósitos reforçados de fibra de carbono, kevlar, titânio, aço inoxidável e o alumínio. Este último é um dos materiais mais utilizados nestas indústrias por apresentar boas propriedades de usinagem e serem facilmente moldados. No entanto, possui baixo ponto de fusão e baixa resistência mecânica. Logo, estas características levam a dificuldades para o controle do cavaco e a ocorrência de aderências acarretando em erros dimensionais, de forma e alta rugosidade (EGUTI e TRAGASSO, 2014; SANTOS *et al.*, 2015).

Logo, baseado nas informações anteriormente citadas o presente trabalho selecionou o processo de fresamento helicoidal para realizar o alargamento de furos em alumínio 7075, visto que o alargamento é uma possibilidade do processo, sendo esta uma operação de acabamento, considerando também que a escassez na literatura é ainda maior em HM para acabamento.

2.2. Avaliação da qualidade em furos

A qualidade do processo de furação e alargamento de furos normalmente é influenciada por diversos fatores tal como inclinação de fusos, excentricidade, desalinhamento, folgas e deslocamento dos eixos, material da peça e da ferramenta entre outros (DA SILVA, 2001; BHATTACHARYYA *et al.*, 2005a e 2005b; COSTA *et al.*, 2015). Logo, se torna necessário através dos conceitos de funcionalidade e intercambialidade, estabelecer limites de especificação para o produto final considerando valores para dimensão, acabamento superficial e forma (AGOTINHO *et al.*, 2000).

Muitos trabalhos de alargamento e furação apresentam os desvios geométricos e o acabamento superficial como características importantes que possibilitam avaliar a qualidade do furo. Os desvios de forma inseridos dentro do grau de uniformidade, são definidos como sendo o grau de variação da superfície real em relação ao sólido que o define, sendo

classificados como circularidade, cilíndricidade, retitude, planicidade, etc. Já o acabamento superficial, inserido na classificação de grau de acabamento, envolve a avaliação do perfil de uma superfície, quanto às irregularidades. A medida utilizada para avaliar o grau de acabamento é a rugosidade.

2.2.1. Erros de forma circular e cilíndrica (Circularidade)

A circularidade é definida conforme NBR 6409 (ABNT, 1997) como sendo a distância T entre dois círculos concêntricos que contem o perfil da peça, ou seja, a diferença entre o raio maior e o raio menor tal como apresentado na Figura 2.19.

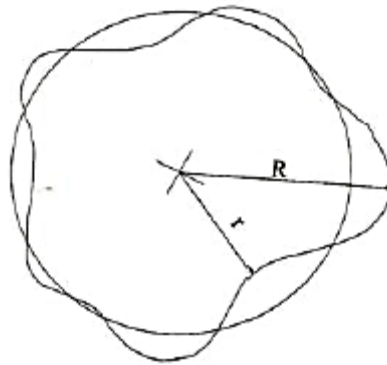


Figura 2.19 - Erro de circularidade (Bezerra, 1998)

Tolerâncias dimensionais para circularidade devem ser empregadas em casos específicos em que pode atrapalhar o funcionamento da peça. De forma geral, pode-se adotar como valores máximos de circularidade de até 0,01 mm em torneamento, entre 0,01 a 0,015 mm em mandrilamento e entre 0,005 a 0,015 mm em retificação.

2.2.2. Erro de forma cilíndrica (Cilíndricidade)

A cilíndricidade é uma condição na qual é especificada uma zona de tolerância radial entre dois cilindros coaxiais. A circularidade pode ser considerada parte particular da cilíndricidade se for considerado uma seção perpendicular a sua geratriz. Dentre os erros de forma cilíndrica pode-se citar a conicidade, concavidade e a convexidade e também a ovalização, tal como apresentado na Figura 2.20.

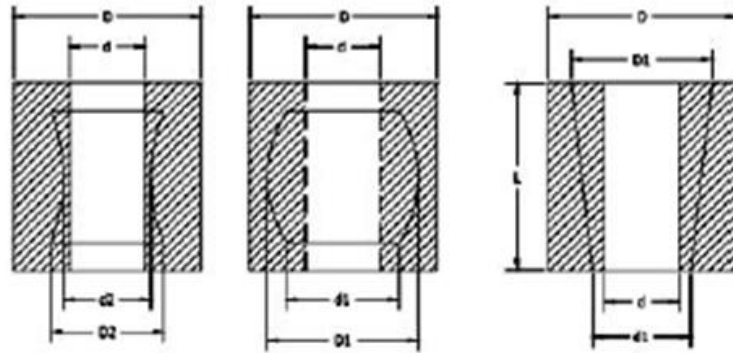


Figura 2.20 - Erro de cilindridade: concavidade, convexidade e conicidade (Palma, 2004)

2.2.3. Rugosidade

A rugosidade pode ser caracterizada por diversos parâmetros, sendo os mais utilizados a rugosidade média ou desvio médio aritmético (R_a) e a rugosidade total (R_t). Adicionalmente, pode-se citar a rugosidade R_q e a R_z , caracterizadas respectivamente como desvio médio quadrático e rugosidade máxima. A Figura 2.21 abaixo caracteriza alguns dos parâmetros de rugosidade estudados.

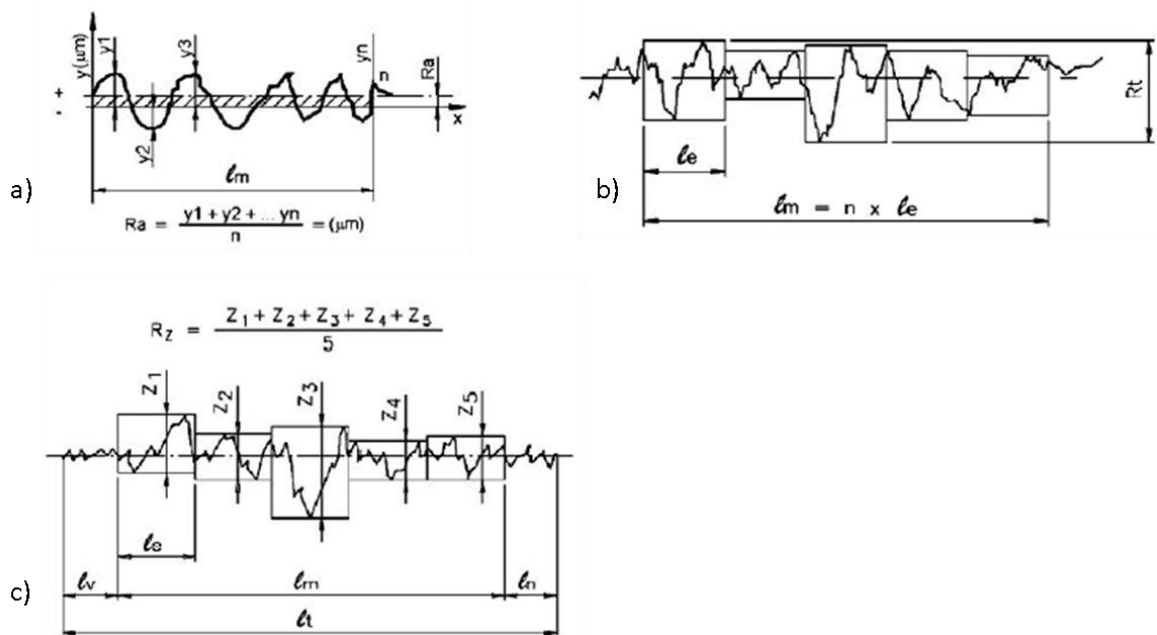


Figura 2.21- Definição dos de rugosidade: a) R_a , b) R_t e c) R_z (Adaptado de Almeida, 2008).

A rugosidade R_a é definida como a média aritmética das distâncias absolutas do perfil real ao perfil médio determinado pelos picos dentro do comprimento de medição l_m . Já rugosidade R_q , se diferencia matematicamente de R_a , visto que é definida como a raiz quadrada média dos quadrados das ordenadas do perfil efetivo em relação à l_m . A rugosidade total R_t é a distância entre o pico mais alto e o vale mais profundo no mesmo comprimento de medição l_m . E por

fim, a rugosidade R_z corresponde à média aritmética dos 5 valores de rugosidade parcial Z_i . Ressalta-se que R_a e R_q são medidas de tendência central e R_t e R_z medidas de dispersão.

2.3. Planejamento de Experimentos

2.3.1. Introdução

Segundo Montgomery (2013), para entender um processo ou sistema, é necessário muito mais do que observação. Deve-se buscar explorar o máximo de condições possíveis, diversificando as condições que os representam. Assim, o experimento é fundamental, visto que ele permite a variação de estado do processo através de testes. O mesmo autor salienta ainda que a experimentação é de extrema importância para as áreas científicas e de engenharia, visto que possibilitam o desenvolvimento de modelos empíricos para o estudo do desempenho de sistemas reais, possibilitando a análise e melhoria dos mesmos.

Logo, pode-se definir o Projeto de Experimentos (*DOE-Design of Experiments*) como sendo uma abordagem sistemática que visa entender o relacionamento entre variáveis presentes no sistema e suas respostas, criando arranjos eficientes, balanceados e com elevado nível de significância. Dentre os principais objetivos no uso do DOE, Montgomery (2013) ressalta redução de custos, tempo e variabilidade no desenvolvimento de produtos/processos, além de garantir maior conformidade com as especificações.

Os princípios básicos do Projeto de Experimentos, ainda segundo Montgomery (2013), são a aleatorização, a replicação e a blocagem. A aleatorização consiste na execução dos experimentos em ordem aleatória, para distribuir os efeitos desconhecidos dos fenômenos entre os fatores, aumentando a validade da investigação, sem criar padrões. Já a replicação, realiza um mesmo teste várias vezes, com intuito de criar uma variação para a variável de resposta utilizada, permitindo a avaliação do erro experimental. A blocagem permite reduzir ou eliminar a variabilidade quando não é possível manter a homogeneidade das condições experimentais.

Além dos princípios, Montgomery (2013) sugere um guia com as etapas fundamentais que devem ser seguidas no projeto de experimentos:

1. Definição do problema;
2. Escolha dos fatores e definição dos níveis de trabalho;

3. Seleção das variáveis de resposta;
4. Escolha do projeto experimental;
5. Execução dos experimentos;
6. Análise estatística dos dados;
7. Conclusões e recomendações.

Todas as etapas acima estão presentes em cada uma das técnicas de projeto de experimentos. Dentre as mais utilizadas tem-se o Planejamento Fatorial Completo, o Planejamento Fatorial Fracionado, os arranjos de Taguchi e a Metodologia de Superfície de Resposta. Cada qual com sua particularidade conforme apresentado na Tabela 2.4.

Tabela 2.4 - Características das principais técnicas de DOE

Projeto experimental	Vantagens	Desvantagens	Aplicações
Fatorial Completo 2^k	Permite a varredura completa da região de estudo, pois utiliza todos os fatores e respectivos níveis	Não identifica variação intermediária, pois trabalha apenas em dois níveis e necessita de um alto número de corridas para problemas com grande número de variáveis	Processos onde já se tem um prévio domínio e onde a realização das corridas não demandam maior tempo ou custo
Fatorial Fracionado $2^{(k-p)}$	Permite uma pré-análise do processo com um número reduzido de corridas	Não promove a varredura completa da região experimental	Processos onde se deseja um pré-conhecimento e onde a literatura é limitada ou, ainda, em corridas que demandam maior tempo ou custo
Taguchi	Permite a análise de um processo com muitas variáveis de entrada com um número extremamente reduzido de experimentos	Fornecer uma ideia do processo, porém pode apresentar modelos matemáticos não confiáveis	Processos onde há pouco ou quase nenhum conhecimento prévio de comportamento ou em processos com alta dispersão ou, ainda, em processos em que as corridas demandem alto custo ou tempo
Metodologia de Superfície de Resposta	Permite a verificação de variações intermediárias do processo	Pode apresentar erros na extrapolação dos pontos estrela já que poucas corridas são realizadas nestes níveis	Otimização de processos, principalmente, quando são bem conhecidos e possuem baixa dispersão

Fonte: Gomes (2010), *apud* NILO JÚNIOR (2003)

2.3.2. Metodologia de Superfície de Resposta

A Metodologia de Superfície de Resposta (*Response Surface Methodology*- RSM), segundo Montgomery (2013), é uma coleção de técnicas matemáticas e estatísticas que em conjunto permitem a análise, modelagem e otimização de problemas.

Partindo do pressuposto de que um processo é composto por entradas e saídas e variáveis de controle ou não controláveis influenciam no mesmo, tem-se que normalmente ao utilizar a RSM, o experimentador desconhece o relacionamento entre as variáveis e as resposta. Logo, busca-se identificar o relacionamento destas através da aproximação por funções matemáticas. Geralmente, as funções polinomiais são empregadas para descrever estas relações. Emprega-se um polinômio de grau baixo. Caso a aproximação seja adequada e a resposta mantiver um relacionamento linear com as variáveis de processo, então a função será linear como apresentado na Equação (2.19), sendo um modelo linear. No entanto, se apresentar relações não lineares, como curvaturas, então a função deverá ser polinomial de grau maior, apresentando um modelo de segunda ordem como na Equação (2.20):

$$y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_k x_k + \varepsilon \quad (2.19)$$

$$y = \beta_0 + \sum_{i=1}^k \beta_i x_i + \sum_{i=1}^k \beta_{ii} x_i^2 + \sum_{i < j} \beta_{ij} x_i x_j + \varepsilon \quad (2.20)$$

Onde:

y – Resposta de interesse

x_i – Variáveis independentes

β_i – Coeficientes a serem estimados

k – Número de variáveis independentes

ε – Erro experimental

Para ambos modelos, é necessário o uso de algoritmos que permitem a estimação dos coeficientes (β_i) para melhor aproximação do polinômio. Geralmente o método dos Mínimos Quadrados Ordinários, em inglês *Ordinary Least Squares* (OLS), é mais comumente aplicado visto que nele existe a premissa da homocedasticidade dos dados. Caso a variância das respostas sejam heterocedástica, ou inconstante, o algoritmo que melhor ajusta os dados é o

Mínimos Quadrados Ponderados (*Weighted Least Squares* – WLS). Criado o modelo, parte para a análise de variância que permite avaliar a significância dos termos para o modelo, existência ou não de curvatura e ainda o ajuste do modelo.

Em Montgomery (2013), na modelagem de funções de superfície de resposta, tem-se que dentre os arranjos disponíveis o mais utilizado é o arranjo composto central (*Central Composite Design* - CCD) descrito na Figura 2.22. Segundo Box e Draper (1987), estes são mais eficientes, pois definem o número de experimentos necessários. O CCD é formado por três grupos distintos de elementos experimentais para k fatores: pontos fatoriais obtidos de um fatorial completo (2^k) ou fracionado (2^{k-p}), pontos centrais (pc) e pontos axiais ($2k$). O somatório de todos esses elementos (2^k ou $(k-p) + pc + 2k$) representa quantidade de experimentos que deverão ser realizados. Cada grupo tem sua finalidade. Os pontos fatoriais representam a relação linear com os efeitos e interações. Já os pontos centrais trazem informações sobre curvatura, estimando os efeitos quadráticos e o erro por aumentar os graus de liberdade. E os pontos axiais, representam pontos extremos do arranjo, determinando os termos quadráticos.

A localização dos pontos axiais classifica o CCD em arranjos circunscritos (CCC), face centrada (CCF) ou inscritos (CCI) conforme ilustrado pela Figura 2.23. Os arranjos CCD são dotados de rotabilidade conforme Montgomery (2013). Esta característica permite que a variância da resposta seja a mesma em qualquer ponto dentro da circunferência de raio α , que passa pelos pontos fatoriais e axiais. Este valor α , depende do número de fatores do experimento, tal como $\alpha = \sqrt[4]{2^k}$.

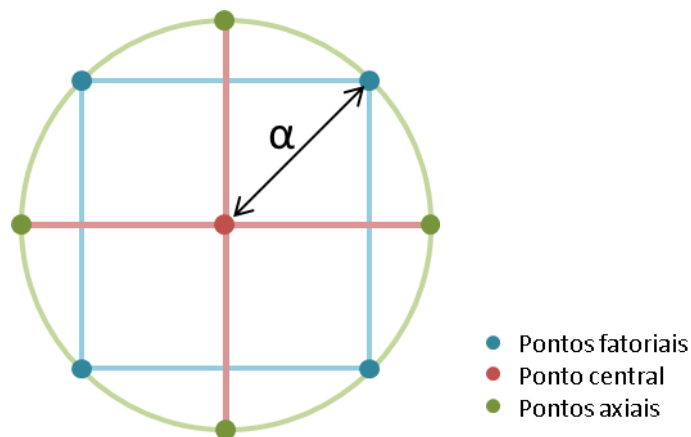


Figura 2.22 - Arranjo CCD para $k=2$

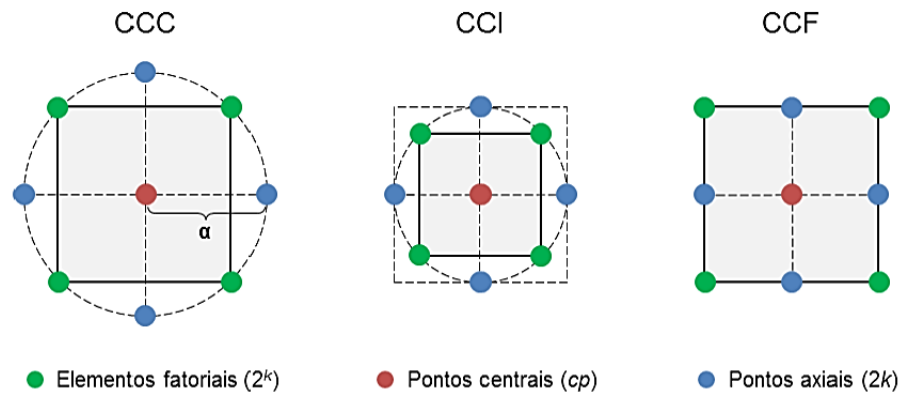


Figura 2.23 - Possibilidades para arranjos compostos centrais (Gomes, 2013b)

O uso da Superfície de Resposta no campo da pesquisa tem se expandido, visto que a metodologia permite a modelagem e otimização de processos que em laboratório são passíveis de controle, permitindo aos pesquisadores um entendimento aprofundado do objeto de estudo. Como exemplo, pode-se citar diversos estudos relativos aos processos de fabricação, sendo Paiva *et al.* (2009), Ghodsiyeh *et al.* (2014), Costa *et al.* (2017a e 2017b) alguns dos trabalhos que utilizam a RSM como parte da otimização dos processos estudados.

2.4. Projeto de Parâmetro Robusto

Conforme Yuangyai *et al.* (2012), o termo Projeto de Parâmetro Robusto, em inglês, *Robust Parameter Design – RPD*, ganhou muita atenção em meados da década de 80 através dos trabalhos de Genichi Taguchi, quando este prestava serviços de consultoria para alguns países, em especial aos Estados Unidos. Neste período, buscava-se a redução da variabilidade na transferência de processos para o estudo no laboratório e vice-versa na área de desenvolvimento de novos processos ou produtos. Logo, o trabalho de Taguchi chamou a atenção de cientistas e engenheiros, pois descrevia uma abordagem para solução de problemas industriais de qualidade ao reduzir a variação do produto ou processo, combinando planejamento de experimentos e alguns métodos estatísticos para análise dos resultados.

Segundo Myers *et al.* (1992), o RPD é utilizado na redução da variabilidade do processo/produto durante o projeto (controle de qualidade *off-line*), através da definição dos níveis dos fatores controláveis mantendo o processo/produto insensível às variações provocadas por fatores de ruído. Os fatores de controle são variáveis cujos níveis podem ser controlados a qualquer momento, seja em experimentação ou produção, tais como fatores de processo ou parâmetros de produto. Já os fatores de ruído, são aqueles cujos níveis são

incontroláveis ou de difícil controle durante a produção, sendo possível o controle dos níveis somente em laboratório, visto suas características como, por exemplo, variação do ambiente (umidade), composição ou degradação do material. Logo, pode-se afirmar que estes ruídos são causas de variação que afetam a resposta, sendo o termo “robusto” direcionado à variação do ruído. Yuangyai *et al.* (2012) concluíram que definir os níveis de fatores de controle que permitem a redução da variabilidade se torna mais eficiente e barato do que fazer o mesmo para fatores de ruído.

Montgomery (2013) ressalta que o objetivo do RPD é garantir que a média da resposta estudada esteja dentro do nível ou alvo desejado e que a variabilidade ao redor deste valor seja a menor possível. Assim, a intenção do pesquisador ao incluir as variáveis de ruído nos planejamentos experimentais definirá qual das duas técnicas disponíveis será utilizada.

Originalmente, o RPD formulado por Taguchi, chamado arranjo cruzado, desenvolve dois planejamentos experimentais baseados em arranjos ortogonais. Um para os fatores de controle (arranjo interno) e outro para os fatores de ruído (arranjo externo). Depois de gerados, estes são combinados para que cada item da matriz de controle tenha um item correspondente na matriz ruído. Posteriormente, as interações são analisadas. Nota-se que só existirá um RPD se houver pelo menos um coeficiente de interação entre ruído e variável. Os dados resultantes deste cruzamento fornecem um resumo da média de cada observação do arranjo interno sobre o externo e um estatístico da tentativa de combinação entre média e variância através do método razão sinal/ruído. Este método também dependerá do objetivo do experimento seja atingir minimização, maximização ou alvo específico (Myers *et al.*, 1992). No entanto, o número de experimentos gerados normalmente é alto, o que aumenta o custo e o tempo de análise, ou numa alternativa para redução deste, opta-se por experimentos fracionados, o que reduz a sensibilidade na avaliação e interpretação dos resultados.

Taguchi incorpora a variabilidade do processo no desempenho da resposta, sendo esta uma das contribuições mais importantes da abordagem. Apesar do consenso entre vários pesquisadores sobre os benefícios do seu trabalho, muitos, incluindo Box (1985), apontam algumas ineficiências relativas à modelagem da média e da variância, a incapacidade de medir a interação e o excesso em números de ensaios. Visto estas falhas, pesquisadores uniram os pontos importantes da metodologia de Taguchi com o planejamento e modelagem padronizada da média e variância, através da metodologia de superfície de resposta e criaram então o arranjo combinado (Vinning *e. al.*, 1990).

2.4.1. Arranjo Combinado

O método do arranjo combinado foi criado como alternativa ao arranjo cruzado. Nele a modelagem é feita na resposta e não na perda. Assim, realiza-se somente um planejamento de experimento incluindo ambas variáveis, de controle e ruído, o que leva a uma quantidade menor de combinações, reduzindo preço, segundo Welch *et al.* (1990), o tempo e com uma previsão mais acurada dos parâmetros do processo/produto, garantindo a qualidade.

A partir das informações coletadas nos experimentos é possível obter uma equação de regressão nomeada modelo de resposta através da metodologia de superfície de resposta que inclui tanto os fatores controláveis quanto os não controláveis baseados em estimativas. Assim, é possível avaliar os efeitos principais destes separados e suas interações, como citado no trabalho de Shoemaker *et al.* (1991) e Welch *et al.* (1990).

Montgomery (2013) apresenta em seu livro, o modelo de resposta de segunda ordem conforme a Equação 2.21, onde $x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{ip})^T$ e $z_i = (z_{i1}, z_{i2}, \dots, z_{ip})^T$, $i=1, 2, \dots, n$, são respectivamente variáveis controláveis e de ruído, do mesmo modo k e r são os números das variáveis de controle e ruído. Como discutido anteriormente na sessão de MSR, o modelo de resposta é obtido através do OLS ou WLS. No entanto, no arranjo combinado, a pressuposição de homocedasticidade pode não ser atendida sendo utilizado o WLS para apresentar o melhor ajuste.

$$y(x, z) = \beta_0 + \sum_{i=1}^k \beta_i x_i + \sum_{i=1}^k \beta_{ii} x_i^2 + \sum_{i < j} \beta_{ij} x_i x_j + \sum_{i=1}^k \lambda_i z_i + \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^r \delta_{ij} x_i z_j + \varepsilon \quad (2.21)$$

Pode-se supor que os ruídos são controláveis no experimento e que são normalmente distribuídos com média zero e variância (σ^2), pode-se estimar a média e a variância do processo como apresentado nas Equações 2.22 e 2.23. Para conhecimento, $\sigma_{z_i}^2$ pode ser considerado igual a um e σ^2 pode ser estimado pelo erro residual gerado na ANOVA.

$$E_z[y(x, z)] = f(x) \quad (2.22)$$

$$V_z[y(x, z)] = \sigma_{z_i}^2 \left\{ \sum_{i=1}^r \left[\frac{\partial y(x, z)}{\partial z_i} \right]^2 \right\} + \sigma^2 \quad (2.23)$$

Em Montgomery (2013) ressalta-se que:

1. O modelo de média e variância envolvem apenas as variáveis controláveis. Essas médias podem potencialmente alterar as variáveis controláveis para resultar um valor objetivo de média e minimizar a variabilidade transmitida para o ruído;

2. O modelo de variância envolve apenas as variáveis controláveis, também envolve os coeficientes de regressão de interação entre controle e variáveis de ruído;
3. O modelo de variância é uma função quadrática das variáveis de controle;
4. O modelo de variância (σ^2) é apenas o quadrado da inclinação de ajuste do modelo de resposta na direção da variável de ruído.

2.5. Análise de Componentes Principais

A exposição a seguir tem como referência os autores Johnson and Wichern (2007) e Rencher (2002). A análise de componentes principais tem por objetivo explicar a estrutura de variância e covariância de um vetor aleatório criado através de combinações lineares. Estas combinações são chamadas de componentes principais e são não correlacionadas entre si. Procura-se reduzir o número de variáveis a serem avaliadas e as interpretações das combinações. Assim, a informação contida nas p variáveis originais fica contida em k ($k < p$) componentes principais.

Sendo \mathbf{X} um vetor aleatório com o vetor de médias $\boldsymbol{\mu}$, matriz de covariância $\boldsymbol{\Sigma}_{p \times p}$, conforme definidos abaixo, e $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_p$ seus autovalores com respectivos autovetores e_1, e_2, \dots, e_p , estes satisfazem as condições: $e_i^T e_j = 0$, para todo $i \neq j$; $e_i^T e_i = 1$, para todo $i = 1, 2, \dots, p$; $\boldsymbol{\Sigma}_{p \times p} e_i = \lambda_i e_i$, para todo $i = 1, 2, \dots, p$;

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} X_1 \\ X_2 \\ \vdots \\ X_p \end{bmatrix} \quad \boldsymbol{\mu} = E(\mathbf{X}) = \begin{bmatrix} E(X_1) \\ E(X_2) \\ \vdots \\ E(X_p) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mu_1 \\ \mu_2 \\ \vdots \\ \mu_p \end{bmatrix} \quad \boldsymbol{\Sigma}_{p \times p} = \begin{bmatrix} \sigma_{11} & \sigma_{12} & \dots & \sigma_{1p} \\ \sigma_{21} & \sigma_{22} & \dots & \sigma_{2p} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \sigma_{p1} & \sigma_{p2} & \dots & \sigma_{pp} \end{bmatrix} \quad (2.24)$$

Considerando o vetor aleatório $S = O^T Y$ em que O é a matriz ortogonal de dimensão $p \times p$ constituída dos autovetores normalizados de $\boldsymbol{\Sigma}_{p \times p}$.

$$O_{p \times p} = \begin{pmatrix} e_{11} & e_{21} & \dots & e_{p1} \\ e_{12} & e_{22} & \dots & e_{p2} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ e_{1p} & e_{2p} & \dots & e_{pp} \end{pmatrix} = [e_1 e_2 \dots e_p] \quad (2.25)$$

Logo o vetor S é composto de p combinações lineares do vetor Y que são não correlacionados entre si, tem vetor de médias $O^T \boldsymbol{\mu}$ e matriz de covariância $\boldsymbol{\Lambda}_{p \times p}$ que é uma matriz diagonal cujos elementos são iguais aos autovalores de $\boldsymbol{\Sigma}_{p \times p}$, isto é, $a_{ii} = \lambda_i, i = 1, 2, \dots, p$

$$\Lambda_{p \times p} = \begin{bmatrix} \lambda_1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \lambda_2 & \ddots & \vdots \\ \vdots & \ddots & \ddots & 0 \\ 0 & \dots & 0 & \lambda_p \end{bmatrix} \quad (2.26)$$

A j -ésima componente principal da matriz $\Sigma_{p \times p}$ $j = 1, 2, \dots, p$ é definida conforme a Equação 2.27 e, sua média e variância, definidas respectivamente conforme as Equações 2.28 e 2.29. A covariância $Cov[S_i, S_j] = 0$, $j \neq k$.

$$S_j = e_j^T Y = e_{j1}Y_1 + e_{j2}Y_2 + \dots + e_{jp}Y_p \quad (2.27)$$

$$E[S_j] = e_j^T \mu = e_{j1}\mu_1 + e_{j2}\mu_2 + \dots + e_{jp}\mu_p \quad (2.28)$$

$$Var[S_j] = e_j^T \Sigma_{p \times p} e_j = \lambda_j \quad (2.29)$$

Cada λ_j representa a variância de S_j , sendo que a primeira componente apresenta a maior variabilidade e a p -ésima a menor. Assim, a proporção da variância total de Y que é explicada pela j -ésima componente é definida como abaixo:

$$\frac{var[S_j]}{\text{variância total de } Y} = \frac{\lambda_j}{\text{traço}(\Sigma_{p \times p})} = \frac{\lambda_j}{\sum_{i=1}^p \lambda_i} \quad (2.30)$$

Já a proporção da variância total que é explicada pelas k primeiras componentes principais é definida abaixo, confirmando que grande parte da variabilidade está nas k primeiras componentes.

$$\frac{\sum_{j=1}^k var[S_j]}{\text{variância total de } Y} = \frac{\sum_{j=1}^k \lambda_j}{\text{traço}(\Sigma_{p \times p})} = \frac{\sum_{j=1}^k \lambda_j}{\sum_{i=1}^p \lambda_i} \quad (2.31)$$

Assumindo o teorema da decomposição espectral e focando nas k primeiras componentes a matriz de covariância pode ser aproximada para $\Sigma_{p \times p} \approx \lambda_j e_j e_j^T$. Porém, se $k = p$, ela se torna $\Sigma_{p \times p} = \lambda_j e_j e_j^T$.

Quando as variáveis apresentam unidades de medida diferentes, pode-se amenizar esse efeito utilizando as componentes principais através da matriz de correlação $P_{p \times p}$ das variáveis Y_i originais sendo $i = 1, 2, \dots, p$.

Seja $Z_i = (Y_i - \mu_i)/\sigma_i$, $E(Y_i) = \mu_i$ e $Var(Y_i) = \sigma_i^2$, para $i = 1, 2, \dots, p$. Os autovalores $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_p$ e seus correspondentes autovetores e_1, e_2, \dots, e_p , onde

$e_i = [e_{i1}, e_{i2}, \dots, e_{ip}]$. Logo, $P_{p \times p}$ é a matriz de covariância das variáveis Z_i . A j -ésima componente principal da matriz $P_{p \times p}$, $j = 1, 2, \dots, p$ é definida pela Equação 31:

$$S_j = e_j^T Z = e_{j1}Z_1 + e_{j2}Z_2 + \dots + e_{jp}Z_p \quad (2.32)$$

Sendo que a variância de S_j é igual a λ_j , $j = 1, 2, \dots, p$ e a covariância entre S_j e S_k é igual à zero, para qualquer $j \neq k$. A correlação entre S_j e Z_i é igual a $r_{Y_i Z_i} = r_{Y_j, X_i} = e_{ji} \sqrt{\lambda_j}$, e consequentemente variâncias Z_i com maiores coeficientes na componente principal Y_j são as mais correlacionadas.

Visto esta descrição matemática, no campo de otimização multivariada, muitos trabalhos vem utilizando o PCA como ferramenta em situações em que existe a necessidade de avaliar muitas respostas e que estas sejam correlacionadas (LIAO, 2006; FUNG e KANG, 2005; PAIVA *et al.* 2006; PAIVA *et al.* 2009; PAIVA *et al.*, 2012b; GOMES *et al.* 2013a; ADALARASAN, 2015; LOPES, 2015; ROCHA *et al.*, 2015c; COSTA *et al.*, 2016a, 2016b). Conforme Khuri e Conlon (1981) e Bratchell (1989), a estrutura de correlação influencia diretamente as funções de transferência, logo, é necessário que esta seja incluída para determinação de pontos ótimos adequados para que não ocorra a escolha de pontos inadequados. Outra vantagem é que o uso do PCA diminui a complexidade dos problemas ao reduzir o número de variáveis a serem trabalhadas, consequentemente reduzindo a quantidade de funções objetivo e suas restrições.

2.6. Otimização multiobjetivo

No campo da engenharia e consequentemente da indústria, a busca por produtividade e qualidade depende de diversas características. Muitas vezes estas são conflitantes entre si, representam *trade-offs*, ou seja, a melhoria de uma característica implica na piora de outra. Assim, no contexto da otimização de diversas respostas, tem-se que otimizações individuais isoladas na maioria das vezes não melhoram todas as respostas envolvidas, uma vez que as funções objetivo isoladas podem representar sentidos diferentes de otimização, sendo então necessário, realizar de forma simultânea e sistêmica a otimização de múltiplas repostas.

Segundo Baril *et al.* (2011) o problema de otimização multi-objetivo pode de forma geral ser formulado conforme Equação 2.33, onde f_i representa a i -ésima função objetivo, sendo $i = 1, \dots, m$.

$$\text{Min}_{x \in \Omega} f(x) = [f_1(x), \dots, f_m(x)] \quad (2.33)$$

O intuito desta categoria de problemas de otimização passa ser determinar o vetor de variáveis de decisão $x = [x_1, \dots, x_m]$ que otimiza o vetor de funções objetivos $f(x)$ dentro de uma região viável Ω . Uma vez que é praticamente improvável que uma solução ótima para uma resposta específica possa otimizar (minimize, maximizar) todas as outras simultaneamente, logo, este conjunto de soluções trata-se das chamadas soluções ótimas de Pareto. Neste contexto, estas soluções juntas delimitam uma região chamada de Fronteira de Pareto, ilustrada na Figura 2.24.

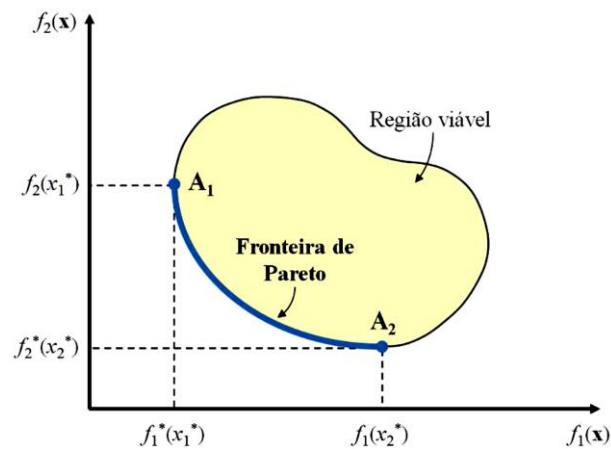


Figura 2.24 - Fronteira de Pareto para um problema biobjetivo (Adaptado de Vahidinasab e Jadid, 2010)

A literatura apresenta diversas abordagens que tratam da otimização multiobjetivo. Conforme Busacca *et al.* (2001), elas podem ser classificadas em dois grupos conforme o método utilizado: aglutinação e priorização. Nos métodos de aglutinação forma-se uma função objetivo geral que inclui todas as funções objetivo individuais. A otimização desta função geral garante a otimização das demais. Já nos métodos de priorização, uma função objetivo é escolhida como a principal e as demais entram no problema como restrições. Dentre os métodos existentes podemos citar o Erro Quadrático Médio (MSE), a Interseção Normal a Fronteira (NBI), a Restrição Normal Normalizada (NNC) e o Erro Quadrático Médio Multivariado (*Multivariate Mean Square Error - MMSE*).

A escolha pelo método a ser utilizado dependerá das características do processo estudado, tal como quantidade de respostas, correlação entre as respostas. A seguir são apresentadas algumas das técnicas de otimização multi-objetivo que foram utilizadas nesta pesquisa.

2.6.1. Fronteira de Pareto

O termo Fronteira de Pareto surge na literatura como solução de problemas de otimização de múltiplos objetivos, pelo fato de ser uma técnica relativamente fácil para identificar os pontos ótimos, que serão escolhidos conforme a percepção e avaliação do pesquisador. A Fronteira de Pareto é então definida como sendo o conjunto de soluções ótimas viáveis no qual os pontos encontrados sempre melhoram uma função em detrimento da outra (BEREZKIN e LOTOV, 2014; MARTÍNEZ *et al.*, 2009).

Assim, conforme Yoo e Harman (2007), ao invés de obter uma única resposta no espaço de soluções é possível encontrar várias soluções que equilibram os objetivos de forma mais eficiente. Cada ponto encontrado representa uma solução ótima, no entanto caberá ao formulador do problema identificar qual deles melhor atenderá as necessidades do mesmo, visto que uma solução pode ser melhor ou pior dependendo da resposta analisada.

Pode-se relacionar o termo de dominância de Pareto ao conjunto de soluções gerado nas otimizações. Brigatto (2011) em seu trabalho esclarece bem esse conceito mediante um exemplo. Considerando apenas dois vetores de variáveis de decisão x_1 e x_2 , uma solução encontrada para x_1 é dita dominante ou Pareto ótima e não dominada em relação à solução de x_2 se a Equações 2.34 ocorrer, sendo $i = 1, 2, \dots, m$ o número de objetivos ou respostas. E ainda para pelo menos uma resposta, o vetor de soluções de x_1 deve ser estritamente menor do que para x_2 , conforme Equação 2.35.

$$f_i(x_1) \leq f_i(x_2) \quad (2.34)$$

$$f_i(x_1) < f_i(x_2) \quad (3.35)$$

Através das Figuras 2.25 e 2.26, o autor deixa ainda mais claro as relações de dominância e os níveis de dominância em um conjunto de soluções biobjetivos. Na Figura 2.26, são inseridos três conjuntos de soluções em diferentes cenários. Assim na Figura 2.26.a, as soluções são indiferentes entre si, assim não há relação de dominância. Na Figura 2.26.b, ao incluir a solução **D**, o conjunto não dominado é formado pelas soluções **A**, **C** e **D**. Na Figura 2.26.c a solução **E** domina a solução **A**, e **F** domina as soluções **C** e **D**, sendo então o conjunto não-dominado formado pelos pontos **E** e **F**, pois estes pontos são indiferentes entre si. Logo, os conjuntos de pontos indiferentes entre si, representam os diversos graus de dominância entre as soluções potenciais, como visto na Figura 2.26.d.

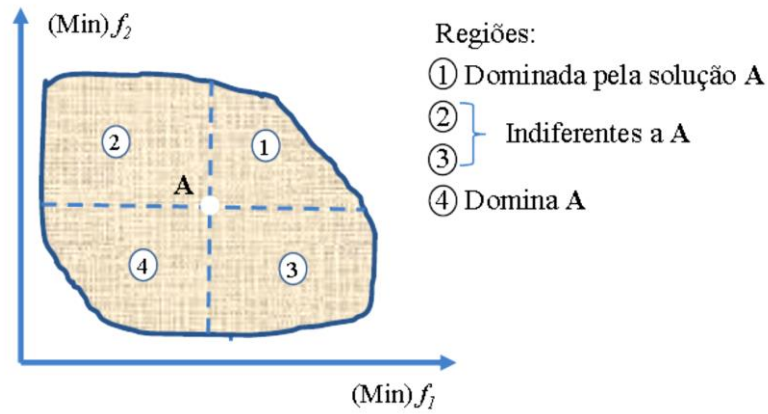


Figura 2.25 - Relações de dominância no espaço biobjetivo (Adaptado de Brigatto, 2011)

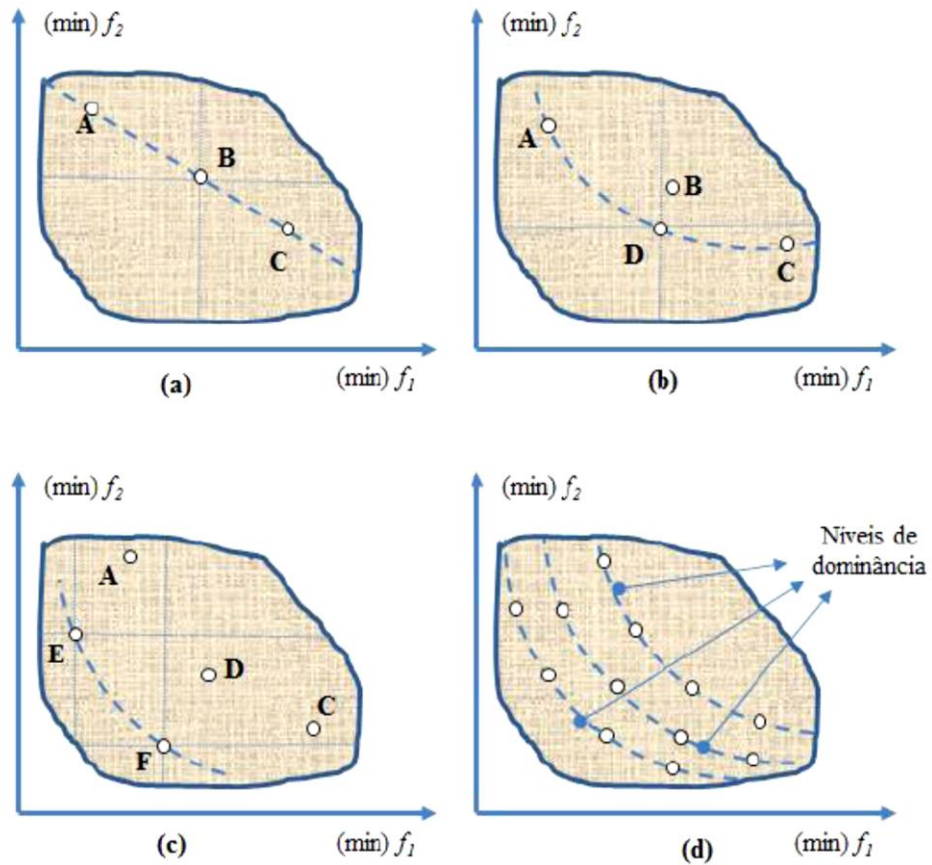


Figura 2.26 - Relações de dominancia e níveis de dominância no espaço biobjetivo (Adaptado de Brigatto, 2011)

Um fato importante sobre o conceito de Fronteira de Pareto está na convexidade do conjunto de soluções. Caso este seja não convexo, a fronteira passa então a ser não convexa e descontínua, podendo formar aglomerados de soluções Pareto ótimas em regiões que apresente curvatura, porém descontínuas no espaço de soluções. Esta é uma característica

típica de mal condicionamento do problema. Isso pode ser resolvido através da escolha do método de otimização (GANESAN *et al.*, 2013).

2.6.2. Erro Quadrático Médio (MSE)

No contexto de otimização robusta originada por arranjo combinado, tem-se uma otimização dual, pois busca-se otimizar média e variância simultaneamente. Segundo Vining e Myers (1990), isto pode ocorrer via RSM. Através metodologia de superfície dual de resposta, eles propuseram o ajuste de um modelo de segunda ordem para a média e para o desvio padrão conforme Equações 2.36 e 2.37. Posteriormente a otimização é feita colocando uma das duas superfícies como função objetivo e a outra como restrição de igualdade conforme o alvo determinado. Uma modelagem possível seria conforme Equação 2.38, na qual a superfície de desvio padrão é minimizada sujeito a um valor específico T para a superfície de média.

$$\omega_{\mu} = \beta_0 + \sum_{i=1}^k \beta_i x_i + \sum_{i=1}^k \beta_{ii} x_i^2 + \sum \sum_{i<j}^k \beta_{ij} x_i x_j + \varepsilon_{\mu} \quad (2.36)$$

$$\omega_{\sigma} = \gamma_0 + \sum_{i=1}^k \gamma_i x_i + \sum_{i=1}^k \gamma_{ii} x_i^2 + \sum \sum_{i<j}^k \gamma_{ij} x_i x_j + \varepsilon_{\sigma} \quad (2.37)$$

$$\text{Minimizar } \hat{\omega}_{\sigma} \quad (2.38)$$

$$\text{Sujeito a: } \hat{\omega}_{\mu} = T$$

No entanto, este método foi melhorado por Lin e Tu (1995). Eles citaram falhas na metodologia apesar de afirmarem que a ideia por trás era ótima. Uma delas seria que a restrição não seria real para o modelo. Então sugeriam um procedimento baseado no Erro Quadrático Médio (MSE) que encontrasse uma configuração de condições ótimas tal que a média estaria mais próxima do alvo desejado e seu desvio padrão com relação a este seria pequeno, conforme Equação 2.39. Este critério consiste no viés e na variância, permitindo assim certa disparidade em torno do alvo, mas com variância pequena.

$$\text{MSE} = \left[(\hat{\omega}_{\mu} - T)^2 + \hat{\omega}_{\sigma}^2 \right] \quad (2.39)$$

Considerando que em certas situações deseja-se priorizar uma ou outra função, novamente os autores criaram uma variação da Equação 2.39, para que pesos pudessem ser aplicados de acordo com o interesse no estudo. Assim a equação abaixo mostra o modelo ponderado.

$$\text{MSE} = \left[w_1 (\hat{\omega}_{\mu} - T)^2 + w_2 \hat{\omega}_{\sigma}^2 \right] \quad (2.40)$$

Onde w_1 é o peso para média e w_2 é o peso da variância e $w_1 + w_2 = 1$.

O objetivo deste método é minimizar o MSE, considerando o espaço experimental como restrição, conforme apresenta da equação abaixo.

$$\text{Min } \{MSE = [w_1(\hat{\omega}_\mu - T)^2 + w_2\hat{\omega}_\sigma^2]\} \quad (2.41)$$

$$\text{Sujeito a: } X^T X \leq \alpha^2$$

Dada a necessidade de avaliar múltiplas respostas, novos avanços na otimização do MSE foram propostos. Portanto, Koksoy (2006) propôs o método de aglutinação ou priorização do MSE, ou seja, para cada resposta um MSE seria feito normalmente. Então estes seriam otimizados em conjunto ou priorizando o MSE da resposta de maior importância e deixando as demais como restrições. Ainda pode-se aplicar o método de somas ponderadas, aplicando pesos em cada um dos MSEs, conforme a Equação 2.42.

$$\text{Min } (\sum_i^r \omega_i \text{MSE}_i = \omega_1 \text{MSE}_1 + \omega_2 \text{MSE}_2 + \dots + \omega_r \text{MSE}_r) \quad (2.42)$$

$$\text{Sujeito a: } X^T X \leq \alpha^2$$

No caso das respostas apresentarem correlação, Paiva *et al.* (2009) desenvolveram a metodologia do Erro Quadrático Médio Multivariado (MMSE). O intuito foi incorporar a estrutura de correlação entre as várias respostas de interesse e para isso foram combinadas as metodologias de RSM com Análise de Componentes Principais (*Principal Component Analysis* - PCA). O PCA é usado para descrever as p respostas correlacionadas em termos de m componentes principais não correlacionados, $m < p$. A Equação 2.43 apresenta o MMSE, onde PC_i consiste na i -ésima componente principal, a qual tem alvo igual a ζ_{PC_i} e autovalor λ_i associado. Os m componentes principais considerados devem satisfazer a condição $\lambda_i \geq 1$. O autovalor é utilizado como medida de variância no *MSE*, uma vez que o autovalor mede a variabilidade explicada pela componente principal associada.

$$\text{Min } MMSE_{PC} \left\{ \prod_{i=1}^m \left[(PC_i - \zeta_{PC_i})^2 + \lambda_i |\lambda_i \geq 1| \right] \right\}^{(1/m)} \quad (2.43)$$

$$\text{Sujeito a: } X^T X \leq \alpha^2$$

Em ambos os casos, quando existe a ponderação no MSE, a formação da fronteira de Pareto pode ser afetada. Isto porque o método de somas ponderadas apresenta duas desvantagens. Dificilmente ele detectará soluções em regiões convexas caso elas existam e ainda ele não é

capaz de gerar fronteiras uniformemente espaçadas mesmo se a distribuição de pesos entre as funções seja feita de forma uniforme (DAS e DENNIS, 1997; MESSAC, 2012; VAHIDINASAB e JADID, 2010).

2.6.3. Interseção Normal a Fronteira (NBI)

Das e Dennis (1998), como alternativa para superar as desvantagens na construção de fronteiras apresentadas pelos métodos de otimização que usam somas ponderadas, propuseram então o método de Interseção Normal a Fronteira (NBI). O método permite construir fronteiras uniformemente distribuídas e contínuas independentemente da distribuição de pesos entre as funções, sendo possível identificar todos os pontos ótimos plotados na curva da fronteira de Pareto, fazendo com que o NBI seja uma alternativa viável na resolução de problemas não convexos (GANESAN *et al.*, 2013).

O trabalho de Paiva *et al.* (2012) apresenta uma comparação em termos de Fronteira de Pareto na aplicação da metodologia de somas ponderadas e NBI. A otimização no trabalho é feita utilizando a técnica de MMSE citada na seção anterior e utilizando ambas as metodologias conforme Figura 2.27. Observa-se que no caso de somas ponderadas as soluções se concentram em alguns pontos da fronteira, ao contrário, no NBI os pontos exploram melhor a fronteira, sendo distribuídos de forma equispaçada.

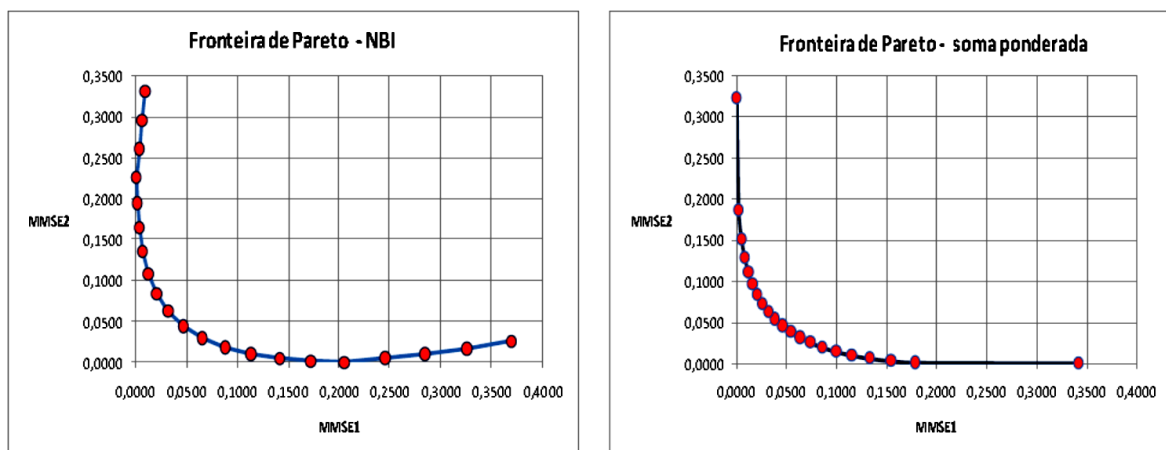


Figura 2.27 - Comparação entre os métodos NBI e Somas ponderadas (Paiva *et al.*, 2012)

Assim, para a execução do NBI é necessário a execução de alguns passos. O primeiro passo a ser feito é a otimização individual de cada uma das funções objetivo para a formação da matriz *Payoff* Φ . Ela representa os valores otimizados das múltiplas respostas. O vetor de solução que minimiza individualmente a *i*-ésima função objetivo $f_i(x)$ é representado por x_i^* ,

logo o valor mínimo de $f_i(x)$ neste ponto é $f_i^*(x_i^*)$. Quando o ponto x_i^* é substituído nas demais funções, tem-se $f_i(x_i^*)$ que não é um valor ótimo para estas funções. Repetindo este procedimento para todas as funções, a matriz Φ pode ser desenvolvida conforme a Equação 2.44.

$$\Phi = \begin{bmatrix} f_1^*(x_1^*) & \dots & f_1(x_i^*) & \dots & f_1(x_m^*) \\ \vdots & \ddots & & & \vdots \\ f_i(x_1^*) & \dots & f_i^*(x_i^*) & \dots & f_i(x_m^*) \\ \vdots & & & \ddots & \vdots \\ f_m(x_1^*) & \dots & f_m(x_i^*) & \dots & f_m^*(x_m^*) \end{bmatrix} \quad (2.44)$$

Em notação matricial, cada linha da matriz corresponde a uma função objetivo e cada coluna corresponde a uma solução ótima. Os demais elementos representam valores obtidos quando estes são submetidos à solução ótima dos outros objetivos. O vetor formado pelo conjunto dos mínimos individuais $f^U = [f_1^*(x_1^*), \dots, f_i^*(x_i^*), \dots, f_m^*(x_m^*)]^T$ é chamado Ponto de Utopia. Estes pontos estão localizados na diagonal principal e seus extremos são denominados como Pontos de Ancoragem (UTYUZHNIKOV *et al.*, 2009).

Do mesmo modo, agrupando os valores não ótimos de cada função objetivo tem-se então o vetor $f^N = [f_1(x_i^*), \dots, f_i(x_i^*), \dots, f_m(x_m^*)]^T$ chamado de Ponto de Nadir. Das e Dennis (1996) ainda afirmam que as combinações convexas de cada linha da matriz formam a linha convexa dos mínimos individuais, chamada Linha de Utopia.

Dada estas definições, o terceiro passo do NBI é a normalização. Este passo é de grande importância uma vez que as funções objetivo são oriundas de significados físicos ou ordens de grandeza diferentes. Logo, torna-se necessário a transformações das mesmas para que problemas possam ser analisados no mesmo espaço normalizado (ARONÉS, 2009). As funções objetivo são então escalonadas convertendo o intervalo das funções à $[0,1]$. Para isso, utiliza os valores mínimo e máximo, respectivamente os pontos de Utopia e Nadir, conforme Equação 2.45.

Considerando um caso biobjetivo, a Figura 2.28 descreve as definições para um caso biobjetivo e como este funciona. Conforme os trabalhos de Jia e Ierapetritou (2007) e de Shukla e Deb (2007), os pontos a, b e e, são calculados a partir da matriz Φ escalonada, $\bar{\Phi}$. Considera-se também um conjunto de valores convexas para pesos w , que representa pontos na linha de Utopia. Denota-se um vetor unitário normal (\hat{n}) à linha de Utopia partindo dos pontos até a origem, logo tem-se uma função que representa o conjunto de pontos naquela

normal. O ponto de interseção da normal com a fronteira na região viável mais próxima será o ponto de maximização da distância ente a linha de Utopia e a Fronteira de Pareto. Deste modo, segundo Das e Dennis (1996), o problema NBI pode ser formulado como apresentado na Equação 2.46, onde D é o vetor a ser maximizado e representa uma região viável.

$$\bar{f}(x) = \frac{f_i(x) - f_i^U}{f_i^N - f_i^U}, i = 1, 2, \dots, m \quad (2.45)$$

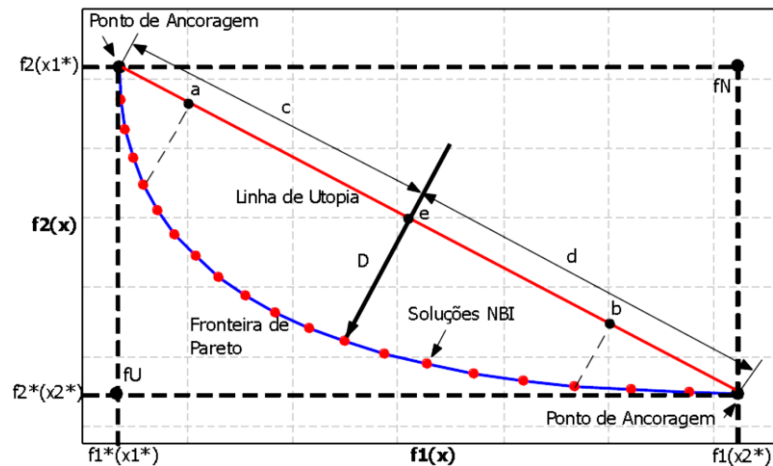


Figura 2.28 - Método NBI para o caso biobjetivo (Pereira, 2017c)

$$\begin{aligned} & \text{Max}_{(x,t)} D \\ & \text{Sujeito a: } \bar{\Phi}w + d\hat{n} = \bar{f}(x) \\ & x \in \Omega \end{aligned} \quad (2.46)$$

Para o caso bi-objetivo o método NBI pode ser formulado de forma simplificada conforme a Equação 2.47. Desta forma \bar{f}_i representa as funções escalonadas, w o peso aplicado à função principal e g_i as restrições do problema. Jia e Iepetritou (2007) propuseram o uso de $w_i = 1 - \sum_{i=1}^n w_i$, assim a fronteira de Pareto se torna equispaçada, visto a resolução de maneira iterativa para os valores de w .

$$\begin{aligned} & \text{Min } \bar{f}_1(x) \\ & \text{Sujeito a: } g_1(x) = \bar{f}_1(x) - \bar{f}_2(x) + 2w - 1 = 0 \\ & g_2(x) = x^T x \leq \hat{\rho}^2 \\ & 0 \leq w \leq 1 \end{aligned} \quad (2.47)$$

3. Desenvolvimento da pesquisa

3.1. Método de pesquisa

A pesquisa buscou explicar o funcionamento do objeto de estudo, através de variáveis capazes de influenciá-lo, mensurando e tratando estatisticamente as mesmas e definindo formas de controle e melhoria. Os resultados obtidos podem ser aplicados para problemas reais enfrentados na indústria.

Desta forma, este trabalho foi classificado como sendo uma pesquisa quantitativa, explicativa e aplicada, sendo a coleta de dados feita mediante experimentação.

3.2. Planejamento de Experimentos

Os experimentos conduzidos foram planejados para viabilizar a obtenção de superfícies de resposta através de um arranjo CCD. Considerando que a escolha de quatro variáveis para a formação do planejamento, sendo três variáveis de controle e uma variável de ruído, totalizando em 31 experimentos. Porém, os pontos axiais do ruído foram retirados da análise, visto que dois níveis para ruído são suficientes para que sua influência seja detectada (Montgomery, 2013). Logo, foram gerados 29 experimentos, sendo 16 pontos fatoriais, 6 pontos axiais e 7 pontos centrais. Todos os experimentos foram realizados em ordem aleatória. As análises foram realizadas com nível de significância (α) igual a 5%.

A partir destes 29 ensaios um modelo geral foi obtido para cada variável de resposta. Posteriormente, a partir do modelo principal originou-se os modelos para média e variância. Assim, a otimização individual foi conduzida para as diversas respostas e seus valores alvos (T) foram encontrados e a otimização dual de média e variância foi realizada. Posteriormente, poderão ser obtidos os modelos MSE para as respostas avaliadas. Visto a complexidade da otimização conjunta de todas as respostas, cenários de otimização multivariada foram desenvolvidos através de estratégias de aglutinação e priorização e por fim a configuração ideal foi selecionada para cada problema considerando métodos para escolha da solução ótima.

Para isto foram utilizados os softwares Minitab, Matlab e MS-Excel. As metodologias utilizadas para modelagem e otimização foram o RPD, RSM, PCA, MSE e NBI.

3.3. Fatores de controle adotados e respostas

Os fatores de controle avaliados foram a velocidade de corte (v_c), o avanço axial por dente

(f_{za}) e avanço tangencial por dente (f_{zt}). Tanto os fatores quanto os níveis adotados foram escolhidos segundo dados presentes na literatura e recomendações do fabricante da ferramenta. O fator de ruído, comprimento em balanço (l_{to}), foi escolhido visto à interferência na forma e na qualidade do furo quando estes estão em posições que facilitam a deflexão da ferramenta.

Desta forma, a Tabela 3.1 resume os fatores de controle avaliados, enquanto a Tabela 3.2 resume dados do ruído e, por fim, a Tabela 3.3 apresenta as respostas a serem estudadas. As respostas estudadas referem-se a respostas avaliadas tanto para realização de furos quanto para alargamento, pois ambas interferem na qualidade dimensional, de forma e superficial. Assim, as respostas de esforços de corte foram utilizadas para verificar as forças no HM considerando o sistema de coordenadas da ferramenta. Já as respostas de rugosidade foram utilizadas para avaliar o acabamento superficial.

Tabela 3.1 - Fatores de controle adotados

Fatores de controle	Variáveis		Unidade
	Símbolo	Nome	
x_1	v_c	Velocidade de corte	m/min
x_2	f_{za}	Avanço axial	$\mu\text{m}/\text{dente}$
x_3	f_{zt}	Avanço tangencial	$\mu\text{m}/\text{dente}$

Tabela 3.2- Fator de ruído adotado

Fator de ruído	Variáveis		Unidade
	Símbolo	Nome	
z_1	l_b	Comprimento em balanço	mm

Tabela 3.3- Respostas avaliadas

Variável	Respostas medidas	Símbolo	Unidades
Rugosidade da peça	Rugosidade média	R_a	μm
	Desvio quadrático médio	R_q	
	Rugosidade máxima	R_z	
	Rugosidade total	R_t	
Erros de forma	Circularidade	$Ron\ t$	μm
	Cilindricidade	$Cyl\ t$	
Forças de usinagem	Força axial	F_a	N
	Força radial	F_r	

3.4. Ferramentas e equipamentos

3.4.1. Ferramentas e corpos de prova

A ferramenta utilizada para a execução dos experimentos foi uma fresa inteiriça de metal duro de código ECA-B-3 10-22C10-72 IC08 (ISCAR *Tool Advisor*), específica para usinagem de alumínio. A fresa e suas características são apresentadas na Figura 3.1 e no Quadro 3.1.



Figura 3.1 - Fresa utilizada (Autoria própria)

Quadro 3.1 - Características da fresa utilizada

Fresa ECA-B-3 10-22C10-72 IC08	
<p><u>Características:</u></p> <p>Nº de dentes= 3 $H_a = 45^\circ$ $D_{h6} = 10 \text{ mm}$ $d_{h6} = 10 \text{ mm}$ $a_p = 23,5 \text{ mm}$ $L = 72 \text{ mm}$ $r = 5^\circ$ Haste= Cilíndrica $f_z = 0,03-0,1 \text{ mm/dente}$</p>	<p><u>Funções:</u></p>

Fonte: Adaptado de Catálogo da ISCAR (Solid Carbide & Multi-master endmills-2012)

Os corpos de prova foram fabricados mediante uma barra redonda de alumínio de 1300x45 mm com composição química conforme Tabela 3.4. Eles foram preparados conforme apresentado nas Figuras 3.2 e 3.3, alcançando aproximadamente 40 mm de diâmetro, altura de 15 mm e pré-furo de 15 mm.

Tabela 3.4 - Composição química liga de alumínio 7075

	Cr	Cu	Fe	Mg	Mn	Ni	Si	Ti	Zn	Zr+Ti	Outros	Al
Min	0,18	0,12		2,1					5,1			
Max	0,28	2,00	0,50	2,90	0,30	0,05	0,40	0,20	6,10	0,25	0,05	restante

Fonte: http://www.coppermetal.com.br/pdf/aluminio/info-tec-copp_alumi7075.pdf

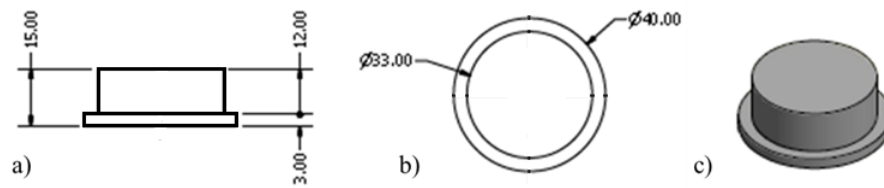


Figura 3.2 - Preparação do corpo de prova: alturas (a), diâmetros (b) e resultado inicial (c)

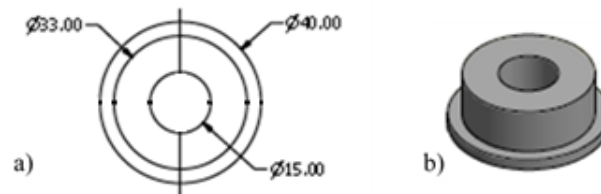


Figura 3.3 - Corpo de prova antes do experimento: dimensões do pré-furo (a) e resultado intermediário (b)

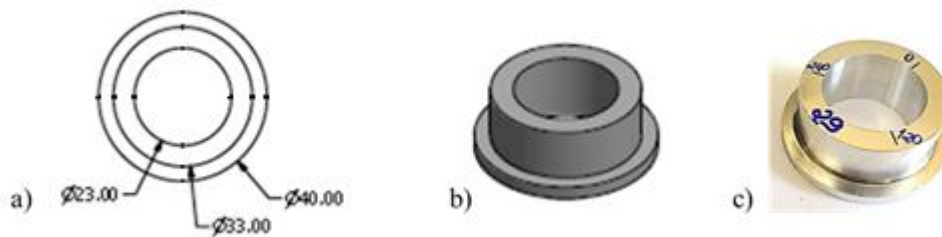


Figura 3.4 - Corpo de prova finalizado: dimensão do alargamento (a), resultado projetado (b) e resultado real (c)

3.4.2. Equipamentos

Os experimentos de fresamento helicoidal no alargamento do alumínio 7075 foram realizados no laboratório de processos de fabricação da DEMEC/UFSJ em um centro de usinagem *ROMI® Discovery 560*, com curso da mesa de 560 mm longitudinal (eixo X), 406 mm latitudinal (eixo Y) e 508 mm no curso do cabeçote (eixo Z). O Centro de Usinagem possui potência máxima no eixo-árvore de 15 kW e rotação máxima de 10.000 RPM e é equipado com comando numérico *Siemens®* modelo *Sinumerik 810D*. O porta ferramenta utilizado para os experimentos foi um cabeçote multiplicador de rotação *OMG®*, modelo *MO10.ER16.MAS403.BT40*, com relação de 1:6 e rotação máxima de 22000 rpm. A Figura 3.5 expõe o *setup* experimental.

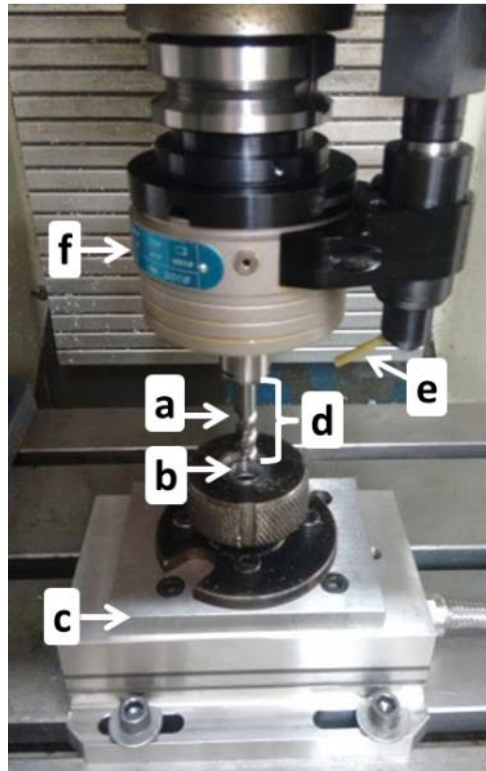


Figura 3.5 - Centro de usinagem: ferramenta (a), corpo de prova (b), dinamômetro (c), comprimento em balanço (d), bico lubrificante (e) e multiplicador de rotação (f)

As medições das forças de corte foram feitas utilizando um dinamômetro piezoelétrico estacionário com três componentes modelo 9257BA, com amplificador de sinais 5233A e software Dynoware, ambos da Kistler®, todos da UNIFEI.

As medições de rugosidade e circularidade foram realizadas no laboratório de metrologia do DEMEC/UFSJ. Para medição das respostas de rugosidade dos corpos de prova usinados, foi utilizado um medidor de rugosidade e perfil *Form Talysurf Intra da Taylor Hobson®* com deslocamento transversal de 50 mm, campo de medição de $\pm 0,5$ mm, velocidade de deslocamento de até 10 mm/s, velocidade de medição de até 0,5mm/s, velocidade de retorno de até 10 mm/s e mensura parâmetros de rugosidade e ondulação. O medidor é auxiliado por um computador e pelo software ultra também da *Taylor Hobson®*. Foi considerado um *cut-off* de 0,25 mm para as medições de rugosidade. Para avaliação da circularidade/cilindricidade foi utilizado um medidor de forma *Talysurf 131 da Taylor Hobson®* com apalpador de rubi, alta gama de 2 mm, resolução normal de 30 nm e alta resolução de 6 nm. O medidor de forma também é auxiliado por um computador e pelo software ultra da *Taylor Hobson®*. A Figura 3.6 e 3.7 expõe o *setup* de medição de rugosidade e de circularidade, respectivamente.

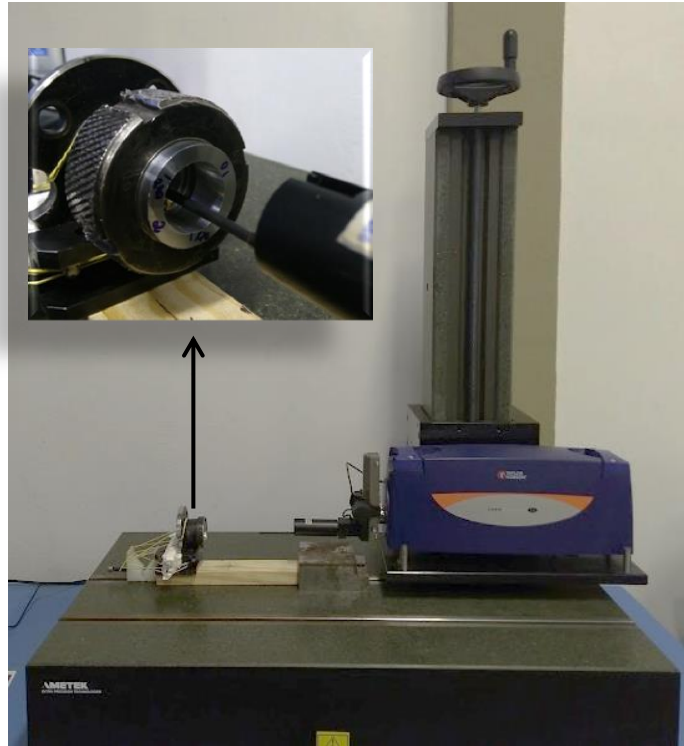


Figura 3.6 - Rugosímetro



Figura 3.7 - Circularímetro

4. Resultados e discussões

O resultado dos experimentos de alargamento de furos por fresamento helicoidal em corpos de prova em alumínio 7075, organizado conforme a matriz experimental é apresentado na Tabela 4.1. Os experimentos foram realizados através de um planejamento composto central combinando variáveis de controle e ruído no mesmo arranjo, dentro do laboratório de fabricação e para cada corpo de prova foi medido respostas de força (F_a e F_r), qualidade superficial (R_a , R_q , R_t e R_z) e erro de forma (Ron_t e Cyl_t) medidos no laboratório de metrologia da UFSJ.

Tabela 4.1 - Planejamento experimental com respostas

Ordem padrão	<i>Variáveis de entrada</i>				<i>Respostas</i>							
	f_{za}	f_{zt}	v_c	l_{to}	F_r	F_a	Ron_t	Cyl_t	R_a	R_q	R_t	R_z
	[$\mu\text{m}/\text{dente}$]	[$\mu\text{m}/\text{dente}$]	[m/min]	[mm]	[N]	[N]	[μm]	[μm]	[μm]	[μm]	[μm]	[μm]
1	1,40	60	480	37	26,787	-0,380	6,260	26,930	0,183	0,277	2,234	1,509
2	2,20	60	480	37	48,697	0,760	11,560	39,820	0,133	0,175	1,396	0,980
3	1,40	100	480	37	21,243	0,560	8,624	29,400	0,158	0,226	1,815	1,244
4	2,20	100	480	37	33,653	0,170	9,544	33,680	0,122	0,160	1,249	0,923
5	1,40	60	580	37	30,157	3,170	12,441	37,390	0,110	0,149	1,363	0,959
6	2,20	60	580	37	48,783	0,860	11,368	29,440	0,142	0,188	1,685	1,083
7	1,40	100	580	37	20,737	0,620	10,083	31,250	0,135	0,178	1,398	1,051
8	2,20	100	580	37	33,527	0,060	8,128	27,520	0,130	0,167	1,318	0,926
9	1,40	60	480	47	30,980	2,820	11,506	29,660	0,137	0,187	1,583	1,040
10	2,20	60	480	47	51,540	2,260	17,066	34,100	0,137	0,181	1,519	1,024
11	1,40	100	480	47	21,463	-0,280	10,806	32,370	0,130	0,174	1,365	0,917
12	2,20	100	480	47	33,747	0,410	10,840	32,080	0,134	0,183	1,541	1,003
13	1,40	60	580	47	30,280	0,150	7,314	24,680	0,155	0,201	1,541	1,147
14	2,20	60	580	47	49,057	1,520	16,638	38,960	0,155	0,205	1,735	1,173
15	1,40	100	580	47	20,510	-0,680	5,352	23,950	0,137	0,184	1,465	1,011
16	2,20	100	580	47	32,880	-0,400	9,774	35,520	0,155	0,213	1,683	1,180
17	1,00	80	530	42	17,107	2,010	5,526	20,470	0,168	0,227	1,673	1,177
18	2,60	80	530	42	48,067	-0,300	10,663	30,680	0,131	0,173	1,479	0,984
19	1,80	40	530	42	54,383	1,180	11,642	42,140	0,141	0,188	1,520	1,047
20	1,80	120	530	42	23,167	-2,080	6,344	26,740	0,122	0,163	1,276	0,918
21	1,80	80	430	42	30,417	1,610	9,293	32,730	0,130	0,177	1,475	0,949
22	1,80	80	630	42	31,310	-0,800	7,975	29,280	0,134	0,175	1,253	0,950
23	1,80	80	530	42	33,580	1,340	11,729	33,810	0,161	0,220	1,895	1,243
24	1,80	80	530	42	32,050	1,900	7,380	31,490	0,147	0,195	1,562	1,038
25	1,80	80	530	42	30,970	0,020	5,300	26,310	0,158	0,233	2,083	1,213
26	1,80	80	530	42	31,123	0,180	7,502	24,690	0,146	0,193	1,562	1,067
27	1,80	80	530	42	31,320	1,170	13,856	32,980	0,160	0,212	1,666	1,161
28	1,80	80	530	42	30,927	1,290	10,470	33,200	0,126	0,169	1,463	0,977
29	1,80	80	530	42	31,373	0,580	7,808	24,630	0,136	0,181	1,398	1,017

Com relação aos valores obtidos, pode-se ressaltar que em trabalhos utilizando o alumínio como material do corpo de prova em furação e escareamento por fresamento helicoidal, como em Liu *et al.* (2017) e Sun *et al.* (2018), foram encontradas rugosidades médias R_a em torno de 0,3 a 0,5 μm . Em Costa *et al.* (2015), no qual é estudado o alargamento de furos por HM em aço 1045, foram obtidas rugosidades R_a variando entre 0,4 a 0,7 μm aproximadamente. O que leva a concluir que no quesito qualidade da superfície, alargar por HM proporciona o alcance de melhores rugosidades, com características de acabamento, eliminando possíveis operações subsequentes.

Do mesmo modo no que se refere a desvio de forma, em Pereira *et al.* (2017c) é apresentado uma relação de valores de circularidade obtidos em alguns trabalhos, sendo esta uma base de comparação para os valores encontrados. Nela, são apresentados valores de circularidade para diversos materiais e diâmetros nominais. Assim, os valores mínimo e máximo de circularidade encontrados são 7 e 67 μm . Especificamente em alumínio o desvio de circularidade varia de 11 a 42 μm . Assim, trazendo estes valores para o trabalho apresentado, tem-se uma variação de 5 a 17 μm , o que leva a dizer que em termos de material e processo, essa variação pode ser considerada menor à variação apresentada nos trabalho de Eguti e Trabasso (2014) e Costa *et al.* (2015).

Observa-se que nas respostas referentes aos esforços de corte, F_r , apresenta magnitudes muito maiores, variando de 17 a 54 N, diferentemente de F_a que apresenta sinais de força praticamente nulos. Este resultado contrasta com o que foi apresentado por Wang *et al.* (2012), o qual fala que as forças axiais são mais importantes na furação por fresamento helicoidal. Logo a primeira diferença da furação para o alargamento é detectada, sendo F_r a resposta de força de maior magnitude para o alargamento. Este fato pode ser atribuído à própria cinemática para o processo de alargamento, uma vez que os esforços de corte ocorrem principalmente na periferia do furo, devido à existência do furo inicial.

Uma comparação pode ser feita para valores de F_r através de Bhattacharyya *et al.* (2006b), em que foram estudadas as variáveis que influenciavam na falha de alargamento em aço 1018, no qual foram encontrados em alguns testes, força radial com variação de 6 a 145 N. Em processo de fresamento helicoidal em alumínio, em Pereira *et al.* (2017b), magnitudes em torno de 40 e 150 N foram encontradas na furação para F_r . Fazendo uma analogia dos esforços para furação e alargamento em HM, tem-se que em alargamento a resistência é

menor, logo pode-se dizer que os valores de F_a e F_r encontrados neste trabalho são aceitáveis, uma vez que apresentam magnitudes menores dos que obtidos na furação no mesmo material.

A partir desta análise inicial, antes de proceder com a otimização multivariada, um estudo mais aprofundado de cada resposta será apresentado com intuito de explicar as relações que estas possuem com as variáveis de controle e ruído para averiguar se o que é apresentado na literatura para obtenção de furos também pode ser considerado para alargamento de furos através do processo de fresamento helicoidal.

4.1. Modelagem e análise das funções objetivo

Mediante o arranjo de superfície e resposta e respectivos valores obtidos através de medição das oito respostas como apresentado na Tabela 4.1, foi possível obter a modelagem das respostas conforme Equação. 2.20, para obter a relação matemática entre as variáveis de entrada e de saída do processo de alargamento por fresamento helicoidal.

Estes modelos gerados foram então analisados conforme a adequação e o ajuste com finalidade de melhor representar o processo. Para isso, em alguns casos, foi utilizado o WLS com intuito de reduzir a variação inserida no planejamento, visto à própria formulação do arranjo combinado, ainda que não fosse obtida a comprovação da heterocedasticidade dos dados.

4.1.1. Características de esforços de corte

Considerando dois sistemas de coordenadas existentes no Fresamento Helicoidal (ferramenta e corpo de prova), e sabendo das relações formadas pelos dois sistemas, do dinamômetro foram extraídos os dados para a modelagem de forças na ferramenta. Com intuito de ilustrar o sinal de força apresentado nos experimentos, a Figura 4.1, apresenta os sinais filtrados do experimento 23 que representa um ponto central ($f_{za}= 1,8 \mu\text{m/dente}$, $f_{zi}= 80 \mu\text{m/dente}$, $v_c= 530 \text{ m/min}$ e $l_{to}= 42 \text{ mm}$). A oscilação no início e no final do sinal das F_x , F_y e F_a , indicam o momento de entrada e saída da ferramenta no corpo de prova, exercendo influência sobre o dinamômetro.

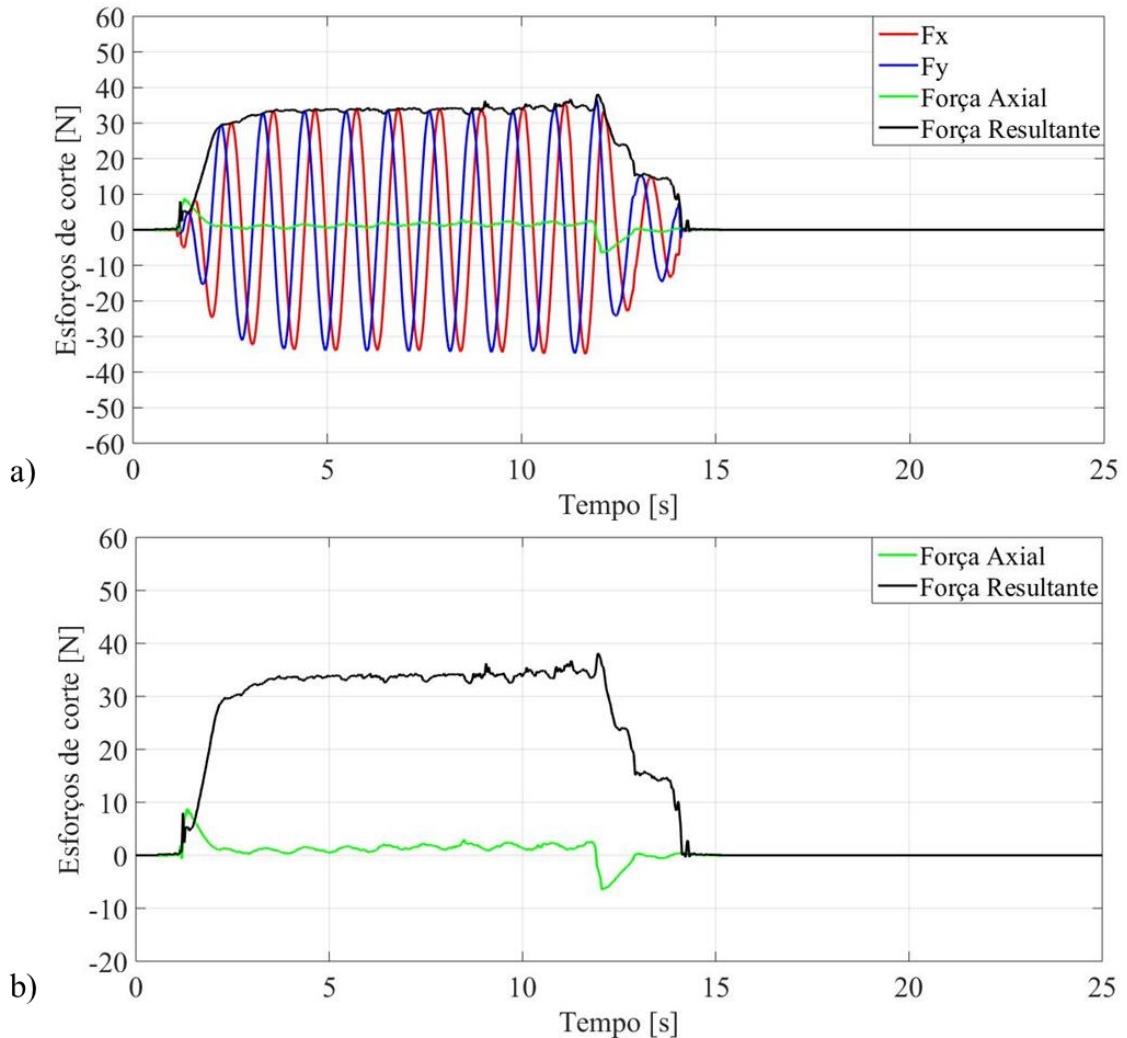


Figura 4.1 Sinais de força do experimento 23 representando as forças do sistemas de coordenadas da peça (a) e do sistema de coordenadas da ferramenta (b)

Os valores para cada experimento foram obtidos selecionando três regiões dentro do sinal de força (início, meio e final) retirando a média de cada região e, posteriormente, a média dos três valores. Procedendo a modelagem, nota-se que a resposta de F_a , não foi relevante, uma vez que seu sinal de força estava próximo de zero, sendo esta retirada do estudo, prosseguindo somente F_r .

Assim, a Equação 4.1, obtida pelo algoritmo OLS, apresenta o modelo de resposta para F_r . Este modelo representa muito bem o processo, uma vez que os parâmetros utilizados (*Lack-of-fit* e R^2 's) para definir adequação e ajuste do modelo se apresentaram suficientes, sendo que o primeiro deve apresentar o *p-value* (p-valor) maior do que 0,05, que é o nível de significância, e os coeficientes de determinação (R^2) devem ser acima de 80%, pois eles explicam a capacidade de explicação e previsão da variabilidade do modelo. A Tabela 4.2 ilustra estes dados de adequação/ajuste do modelo.

$$F_r = 31,602 + 7,985f_{za} - 6,706f_{zt} - 0,016v_c + 0,430l_{to} + 0,230f_{za}^2 + 1,777f_{zt}^2 - 0,201v_c^2 - 1,876f_{za} \cdot f_{zt} - 0,288f_{za} \cdot v_c - 0,109f_{za} \cdot l_{to} - 0,170f_{zt} \cdot v_c - 0,500f_{zt} \cdot l_{to} - 0,489v_c \cdot l_{to} \quad (4.1)$$

Prosseguindo com a análise do modelo, a Tabela 4.2 também mostra os coeficientes do modelo de resposta, salientando em negrito os termos que são significativos, considerando um nível de significância de 5%, estes apresentaram $p\text{-valor} < \alpha$. Logo, analisando estes termos, pode-se dizer que a força F_r é fortemente influenciada pelos avanços na direção axial e tangencial. Isso ocorre no âmbito do modelo linear, quadrático e interação.

Tabela 4.2 - Coeficientes do modelo de resposta F_r

Coeficientes	F_r
<i>cst</i>	31,602
f_{za}	7,985
f_{zt}	-6,706
v_c	-0,016
l_{to}	0,430
f_{za}^2	0,230
f_{zt}^2	1,777
v_c^2	-0,201
$f_{za} * f_{zt}$	-1,876
$f_{za} * v_c$	-0,288
$f_{za} * l_{to}$	-0,109
$f_{zt} * v_c$	-0,170
$f_{zt} * l_{to}$	-0,500
$v_c * l_{to}$	-0,489
<i>MSE</i>	1,690
<i>Lack of Fit</i>	0,138
<i>S</i>	1,300
R^2	99,09%
$R^2_{(adj)}$	98,31%
$R^2_{(pred)}$	95,56%

Para fortalecer visualmente essa conclusão, a Figura 4.2 mostra os efeitos principais dos parâmetros no modelo. Logo, pode-se dizer que o parâmetro f_{za} , avanço axial, apresenta maior efeito positivo na força, tal como apresentado em Denkena *et al.* (2008) e Pereira (2018). Podemos atribuir a essa relação o fato de que quanto maior o f_{za} , maior o a_p^* e consequentemente, maior a b_{tan} (largura tangencial do cavaco não deformado), o que gera maiores esforços de corte em F_r , visto o aumento da seção transversal (PEREIRA, 2018).

Analisando a variável f_{zt} , observa-se a relação contrária. Para obter valores mais baixos de força, deve-se estabelecer valores mais altos de avanço tangencial, podendo atribuir a essa

relação à espessura do cavaco não deformado no sentido tangencial h_{tan} , que varia conforme o seno do ângulo de contato da ferramenta e os valores de f_{zt} , sendo que valores menores de f_{zt} , aumentam o espessura do cavaco, exigindo maiores esforços de corte para a remoção do material. A curvatura obtida para o efeito principal indica que esse fator é relevante no modelo quadrático.

Para as demais variáveis de controle (v_c) e ruído (l_{to}) pode-se dizer que elas não influenciam na força quando seus níveis são alterados, visto que o valor de força se mantém praticamente na mesma média.

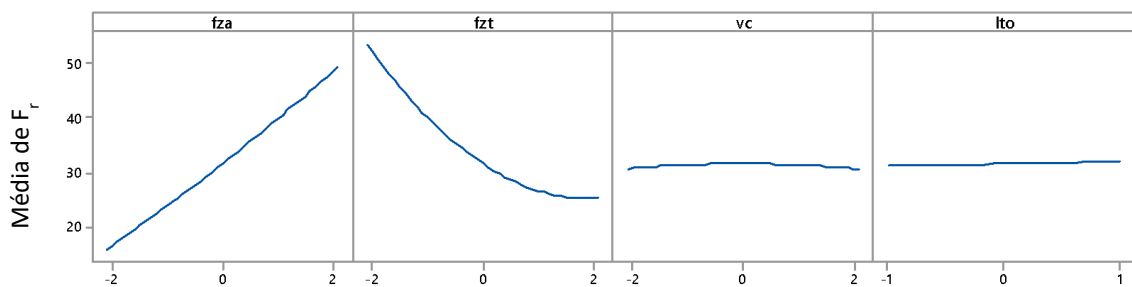


Figura 4.2 - Gráfico de efeitos principais para F_r

Para caracterizar visualmente a relação de interação entre os fatores, a Figura 4.3 explicita o comportamento da força ao cruzar os parâmetros. Percebe-se que na maioria das combinações a variação dos níveis em conjunto não gera alteração dos esforços de corte. No entanto, somente em f_{za} e f_{zt} que percebe-se essa variação, sendo essa interação significativa, tal como apresentado na Figura 4.4. Logo, níveis mais baixos de f_{za} e altos de f_{zt} juntos, proporcionam forças radiais mais baixas, em torno de 20 N, sendo o contrário verdadeiro.

Ressalta-se que ter f_{za} e f_{zt} como significativos para o modelo segue o que vem sendo trabalhado na literatura, pois estes definem o formado do cavaco não deformado e, portanto esclarecem sobre os esforços necessários para a remoção de material. O fato do ruído comprimento em balanço não ser significativo para o modelo, pode ser atribuído ao material. Uma vez que o alumínio é mole e pouco volume de material foi removido, acarreta em menores esforços de corte, consequentemente pouca resistência ao movimento, evitando assim a ocorrência de deflexão da ferramenta.

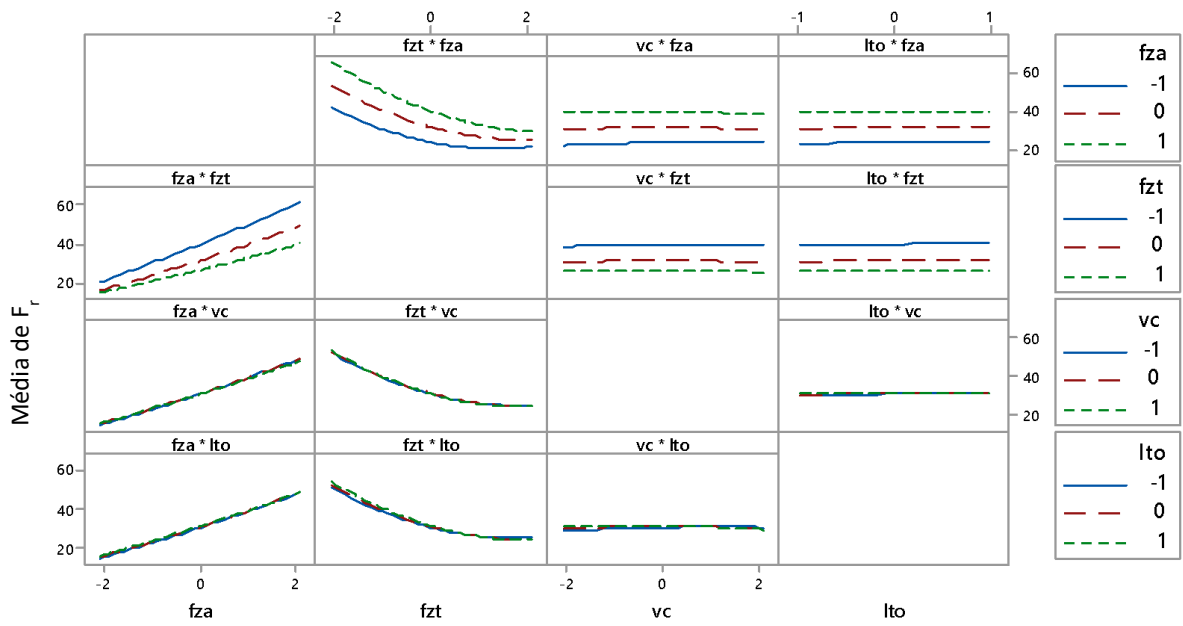


Figura 4.3 - Gráfico de interações para F_r

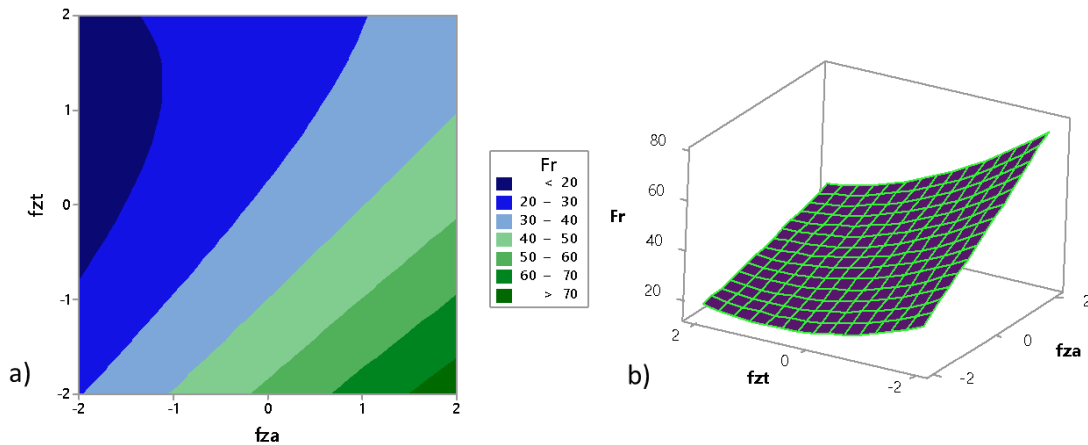


Figura 4.4 - Gráficos de contorno (a) e superfície de resposta (b) para F_r com vc e lto fixos no ponto central

4.1.2. Características de rugosidade

Visto a importância da rugosidade na avaliação da qualidade superficial de peças, as respostas mais comuns de rugosidade foram medidas, sendo duas representando valores médios e duas representando valores de dispersão.

Com intuito de melhor representar o perfil usinado, para cada corpo de prova seis medições foram feitas, retirando a média destas seis medidas. No sentido circular foram definidas três posições, variando de 120° cada. No sentido horizontal foram escolhidos dois pontos para representar início (9 mm) e final do furo (2 mm) com comprimento de amostragem de 5 mm e *cut-off* de 0,8 mm. A caracterização das medições de rugosidade é representada pela Figura

4.5, que determina como foram feitas as seis medidas em cada corpo de prova, bem como os perfis de rugosidade na entrada do furo (9 mm) para o experimento 23, considerando todas as três ângulos de medição definidos.

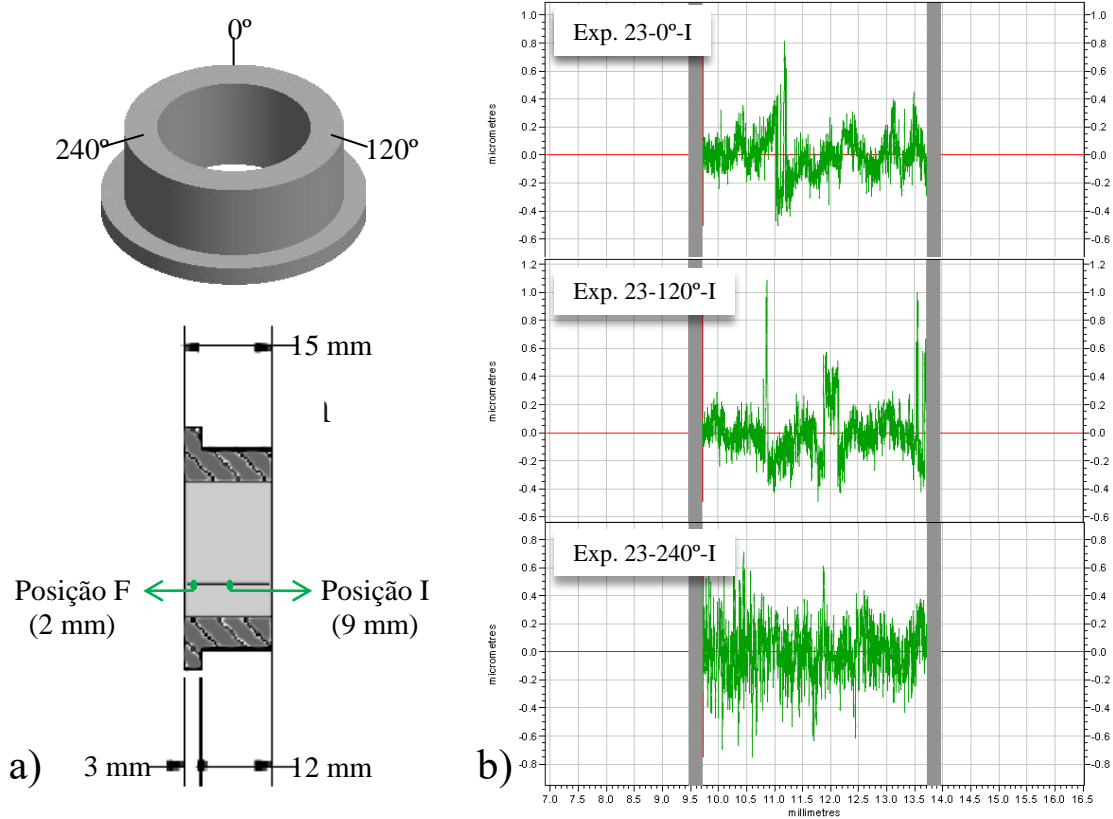


Figura 4.5 - Medições de rugosidade: caracterização dos seis pontos de medidos (a) e exemplo de medição na entrada do furo (b)

Feita as medições, foi feita a modelagem das quatro funções objetivo conforme as Equações 4.2, 4.3, 4.4 e 4.5 através do algoritmo *WLS*, com intuito de melhorar o ajuste.

$$R_a = 0,118 - 0,004f_{za} - 0,009f_{zt} + 0,002l_{to} + 0,007f_{za}^2 + 0,004f_{zt}^2 - 0,005v_c^2 - 0,001f_{za} \cdot f_{zt} + 0,009f_{za} \cdot v_c + 0,002f_{za} \cdot l_{to} + 0,004f_{zt} \cdot v_c - 0,002f_{zt} \cdot l_{to} + 0,006v_c \cdot l_{to} \quad (4.2)$$

$$R_q = 0,160 - 0,008f_{za} - 0,012f_{zt} + 0,001v_c + 0,001l_{to} + 0,009f_{za}^2 + 0,005f_{zt}^2 - 0,008v_c^2 + 0,014f_{za} \cdot v_c + 0,003f_{za} \cdot l_{to} + 0,006f_{zt} \cdot v_c + 0,008v_c \cdot l_{to} \quad (4.3)$$

$$R_t = 1,338 - 0,088f_{za} - 0,106f_{zt} + 0,021v_c - 0,012l_{to} + 0,070f_{za}^2 + 0,028f_{zt}^2 - 0,069v_c^2 - 0,019f_{za} \cdot f_{zt} + 0,018f_{za} \cdot v_c - 0,001f_{za} \cdot l_{to} + 0,020f_{zt} \cdot v_c + 0,021f_{zt} \cdot l_{to} + 0,038v_c \cdot l_{to} \quad (4.4)$$

$$R_z = 0,918 - 0,067f_{za} - 0,065f_{zt} + 0,017v_c - 0,008l_{to} + 0,048f_{za}^2 + 0,022f_{zt}^2 - 0,033v_c^2 - 0,005f_{za} \cdot f_{zt} + 0,051f_{za} \cdot v_c + 0,027f_{za} \cdot l_{to} + 0,011f_{zt} \cdot v_c - 0,005f_{zt} \cdot l_{to} + 0,041v_c \cdot l_{to} \quad (4.5)$$

Através da ANOVA, foi possível verificar a adequação/ajuste e termos significativos de cada modelo. A Tabela 4.3 ilustra estes dados de adequação/ajuste do modelo e em negrito estão os coeficientes do modelo significativo. Com relação aos termos significativos, o p-valor dos coeficientes em negrito é menor do que α . Ambas as respostas apresentam termos significativos nos modelos lineares, quadráticos e interações de segundo grau. Assim, para os termos lineares, apenas f_{za} e f_{zt} são significativos para todos, somente R_t e R_z apresentam v_c também como termo significativo. Os termos quadráticos todos são significativos. E nas interações apenas $v_c \cdot l_{to}$ é significativo em todas as respostas. Da mesma forma, considerando $p\text{-valor} > \alpha$ para o *Lack of Fit*, garante-se que não existe falta de ajuste. Os coeficientes de determinação que explicam o percentual de variabilidade são maiores para R^2 e $R^2_{(adj)}$, acima de 90%. No entanto, $R^2_{(pred)}$ tem valores acima de 70%.

Tabela 4.3 - Coeficientes dos modelos completo de resposta para as rugosidades

Coeficientes	R_a	R_q	R_t	R_z
<i>cst</i>	0,118	0,160	1,338	0,918
f_{za}	-0,004	-0,008	-0,088	-0,067
f_{zt}	-0,009	-0,012	-0,106	-0,065
v_c	0,000	0,001	0,021	0,017
l_{to}	0,002	0,001	-0,012	-0,008
f_{za}^2	0,007	0,009	0,070	0,048
f_{zt}^2	0,004	0,005	0,028	0,022
v_c^2	-0,005	-0,008	-0,069	-0,033
$f_{za} \cdot f_{zt}$	-0,001	0,000	-0,019	-0,005
$f_{za} \cdot v_c$	0,009	0,014	0,118	0,051
$f_{za} \cdot l_{to}$	0,002	0,003	-0,001	0,027
$f_{zt} \cdot v_c$	0,004	0,006	0,020	0,011
$f_{zt} \cdot l_{to}$	-0,002	0,000	0,021	-0,005
$v_c \cdot l_{to}$	0,006	0,008	0,038	0,041
<i>MSE</i>	1,202	1,064	0,967	1,262
<i>Lack of Fit</i>	0,422	0,474	0,557	0,337
<i>S</i>	1,096	1,032	0,984	1,123
R^2	96,87%	98,39%	98,19%	96,55%
$R^2_{(adj)}$	94,16%	96,99%	96,63%	93,57%
$R^2_{(pred)}$	73,76%	90,11%	60,91%	79,30%

Com intuito de melhorar os ajustes, foram retirados alguns termos dos modelos, como apresentado na Tabela 4.4. Nela, percebe-se que houve uma melhoria dos ajustes R_a , R_t e R_z , principalmente no coeficiente de determinação de previsão ($R^2_{(pred)}$), garantindo a explicação da variabilidade do processo em previsões, o que favorece na hora de otimizar, ou seja, permite maior confiabilidade na hora de determinar um ponto ótimo. Outro fator importante é

o aparecimento do termo linear l_{to} como significativo para a rugosidade R_t . Assim, percebe-se a influencia do ruído neste parâmetro, o que favorece o estudo. Logo, fazendo uma comparação entre os modelos, pode-se dizer que a utilização dos modelos reduzidos proporcionam um melhor ajuste de forma geral e que para efeitos de redução de respostas, optou-se pelo uso de uma variável de média e uma dispersão. Assim, a resposta de rugosidade média escolhida foi R_a visto que o modelo ponderado de R_q apresenta falta de ajuste, com *Lack of fit* de 0,08, ou seja, com $p\text{-valor} < \alpha$. Do mesmo modo, a resposta de dispersão escolhida foi R_t visto que ela apresenta mais termos com ruído significativos e seu ajuste se comparado ao de R_z foi melhor. Logo, prossegue-se a análise gráfica para essas duas respostas, sendo os modelos representados pelas Equações 4.6 e 4.7.

Tabela 4.4 - Coeficientes do modelo de resposta reduzido para as rugosidades

Coeficientes	R_a	R_q	R_t	R_z
cst	0,118	0,163	1,342	0,918
f_{za}	-0,004	-0,008	-0,091	-0,066
f_{zt}	-0,009	-0,012	-0,105	-0,066
v_c	0,000	0,001	0,016	0,016
l_{to}	0,002	0,001	-0,030	-0,011
f_{za}^2	0,007	-	0,069	0,051
f_{zt}^2	0,004	0,004	0,027	0,023
v_c^2	-0,005	-0,009	-0,068	-0,033
$f_{za} * f_{zt}$	-	-	-	-
$f_{za} * v_c$	0,008	-	0,111	0,045
$f_{za} * l_{to}$	0,003	-	-	0,030
$f_{zt} * v_c$	0,003	-	-	-
$f_{zt} * l_{to}$	-	0,005	0,030	-
$v_c * l_{to}$	0,006	-	0,024	0,035
<i>MSE</i>	1,106	2,577	0,932	1,190
<i>Lack of Fit</i>	0,498	0,080	0,597	0,395
<i>S</i>	1,052	1,605	0,966	1,091
R^2	96,74%	94,53%	97,91%	96,10%
$R^2_{(adj)}$	94,62%	92,70%	96,75%	93,94%
$R^2_{(pred)}$	76,04%	90,91%	94,01%	86,76%

$$R_a = 0,118 - 0,004f_{za} - 0,009f_{zt} + 0,00006v_c + 0,002l_{to} + 0,007f_{za}^2 + 0,004f_{zt}^2 - 0,005v_c^2 + 0,008f_{za} \cdot v_c + 0,003f_{za} \cdot l_{to} + 0,004f_{zt} \cdot v_c + 0,003f_{zt} \cdot v_c + 0,006v_c \cdot l_{to} \quad (4.6)$$

$$R_t = 1,342 - 0,091f_{za} - 0,105f_{zt} + 0,016v_c - 0,030l_{to} + 0,069f_{za}^2 + 0,027f_{zt}^2 - 0,068v_c^2 + 0,111f_{za} \cdot v_c + 0,030f_{zt} \cdot l_{to} + 0,024v_c \cdot l_{to} \quad (4.7)$$

As Figuras 4.6 e 4.7 ilustram as relações de cada variável com a resposta R_a . Percebe-se notoriamente que as variáveis f_{za} e f_{zt} possuem relação similar com a rugosidade R_a , pela curvatura tem-se que ambas possuem o efeito quadrático também significativo e que em níveis mais baixos ambos geram valores mais altos de rugosidade. No entanto, ao aumentar os níveis destes parâmetros, aproximando do nível axial positivo, há novamente um aumento dos valores de R_a , com magnitudes inferiores ao nível axial negativo (menor valor). Logo, valores médios de avanço axial e tangencial por dente, apresentam valores mais baixos de rugosidade média.

Da mesma forma, v_c apresenta curvatura, porém somente a sua curvatura é significativa para o modelo, ou seja, somente o termo quadrático apresenta influência na resposta.

Com relação ao parâmetro de ruído l_{to} , tem-se que apesar de não significativo, percebe-se uma leve tendência de aumento da rugosidade média ao aumentar o comprimento em balanço, o que é justificável, pois visto que maiores comprimentos em balanço podem acarretar em deflexão da ferramenta, que impacta diretamente na qualidade superficial.

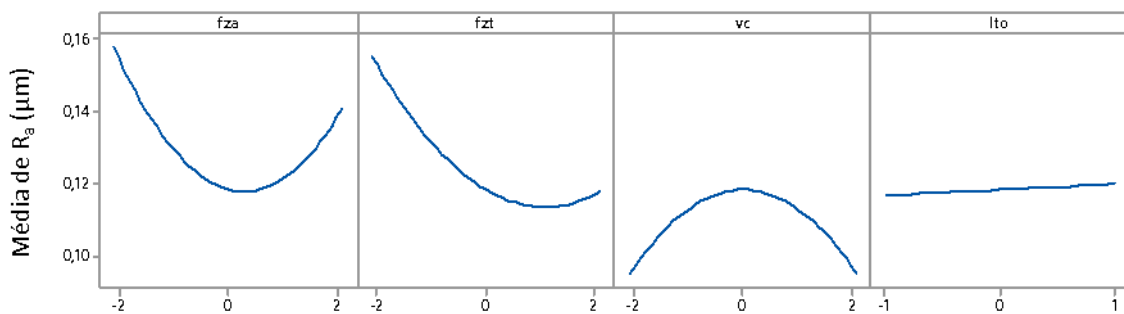


Figura 4.6 - Gráfico de efeitos principais para R_a

Avaliando as quatro interações existentes no modelo, entre os parâmetros, pode-se concluir que somente o par $f_{za} \cdot l_{to}$ não apresenta significância, uma vez que os valores de rugosidade média variam muito pouco quando se alternam os níveis de ambas variáveis, diferentemente das demais relações que em pelo menos um dos níveis de uma variável apresenta variação significativa na resposta. A Figura 4.8, apresenta o gráfico de contorno e de superfície para interação mais significativa para a respostas de rugosidade média: $f_{za} \cdot v_c$.

Comparando esses resultados com os obtidos em Costa *et al.* (2015), temos uma certa semelhança. No trabalho deles, o único termo significativo do modelo obtido através de um planejamento L9 foi a velocidade de corte (v_c). Mas ressalta-se que os níveis das variáveis de controle eram mais baixos e que não foi incluído o ruído. Adicionalmente, em Pereira (2018),

na obtenção de furos em aço H13, encontra-se como significativos em um modelo de resposta por arranjo combinado, os termos f_{zt} , v_c e l_{to} . Neste caso, a altura e a dureza do material podem justificar o porquê de l_{to} ser significativo, pois são necessários maiores esforços de corte, possibilitando a deflexão da ferramenta. Com relação às interações, pode-se dizer que todas as que são significativas neste trabalho, também aparecem como significativas na furação.

Desta forma é possível afirmar que a presença do ruído combinado as variáveis que de alguma forma levam ao aumento dos esforços de corte ou vibrações e impactam na qualidade superficial do furo.

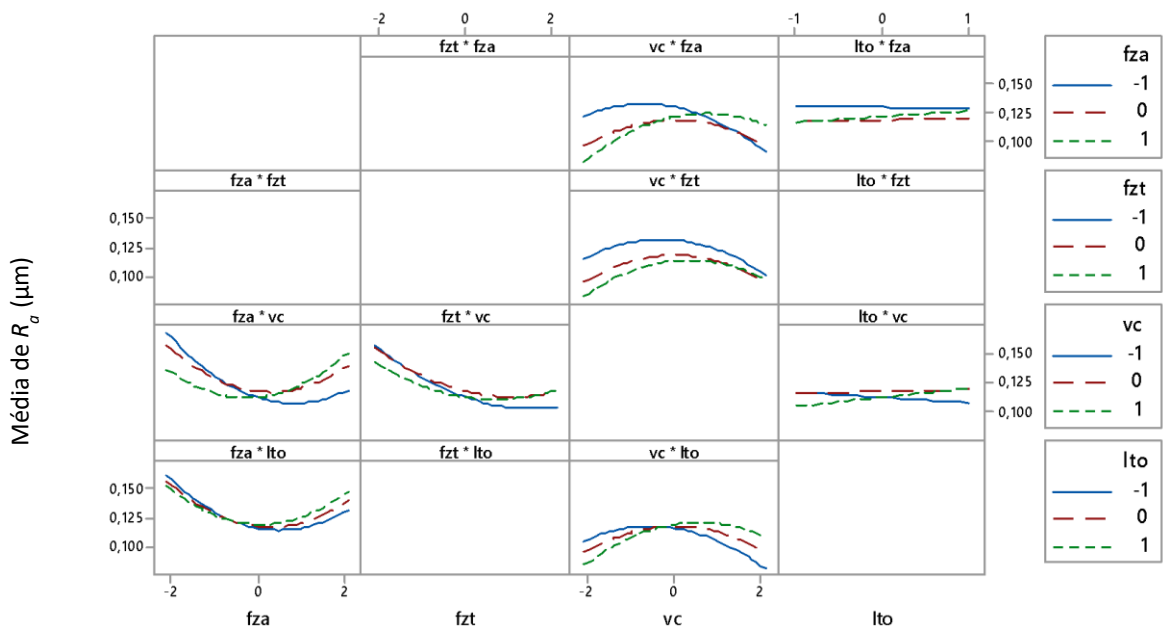


Figura 4.7 - Gráfico de interações para R_a

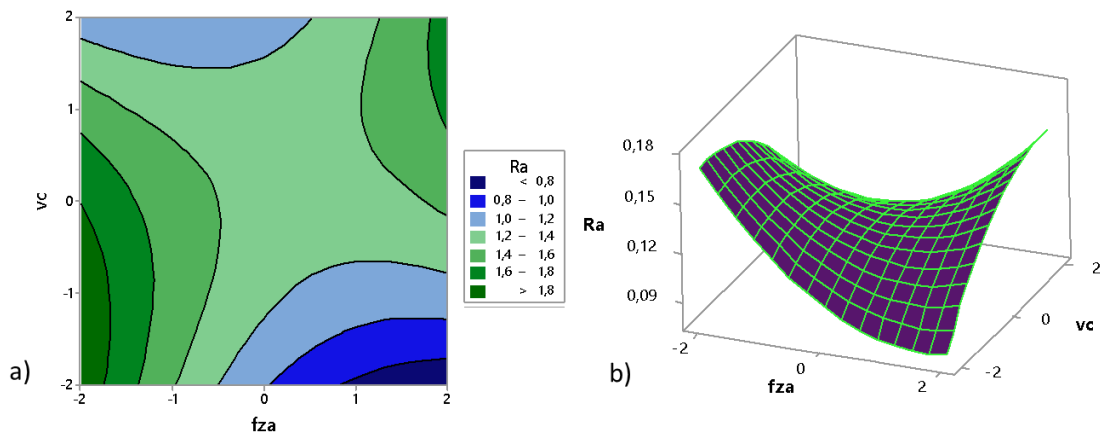


Figura 4.8 - Gráficos de contorno (a) e de superfície de resposta (b) para R_a , com f_{zt} e l_{to} fixos no ponto central. Analisando o comportamento de R_a , conforme Figura 4.9, percebe-se para as variáveis f_{za} , f_{zt} apresentam efeitos significativos na rugosidade total. No entanto, f_{zt} influencia mais na

resposta visto sua relação de proporção inversa mais definida. A curvatura de f_{za} indica que o seu efeito no modelo quadrático é menor. Já a resposta v_c é significativa somente no modelo quadrático visto que os níveis extremos levam aos mesmos valores de rugosidade total.

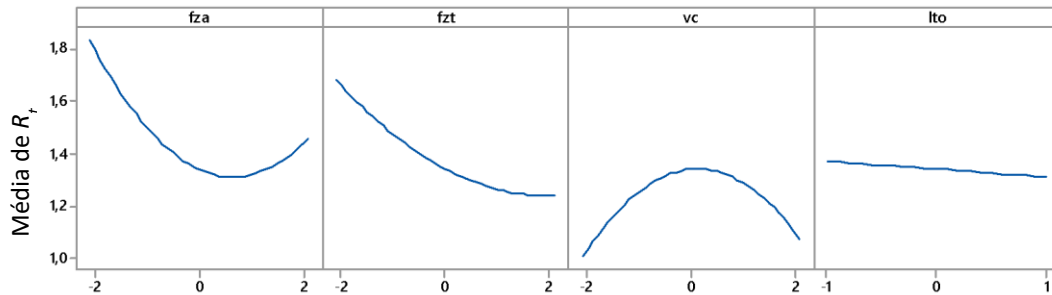


Figura 4.9 - Gráfico de efeitos principais para R_t

A partir da Figura 4.10, conclui-se as seguintes relações sobre a interação dos termos na resposta R_t . Dentre as três interações geradas pelo modelo, pode-se dizer que f_{za} , v_c causam um aumento de R_t quando os avanços axial e velocidade de corte atingem valores menores. Da mesma forma que $v_c \cdot l_{to}$ também aumentam R_t com níveis baixos de comprimento em balanço e médios de velocidade de corte. A Figura 4.11 representa o gráfico de contorno e a superfície de resposta para essa interação.

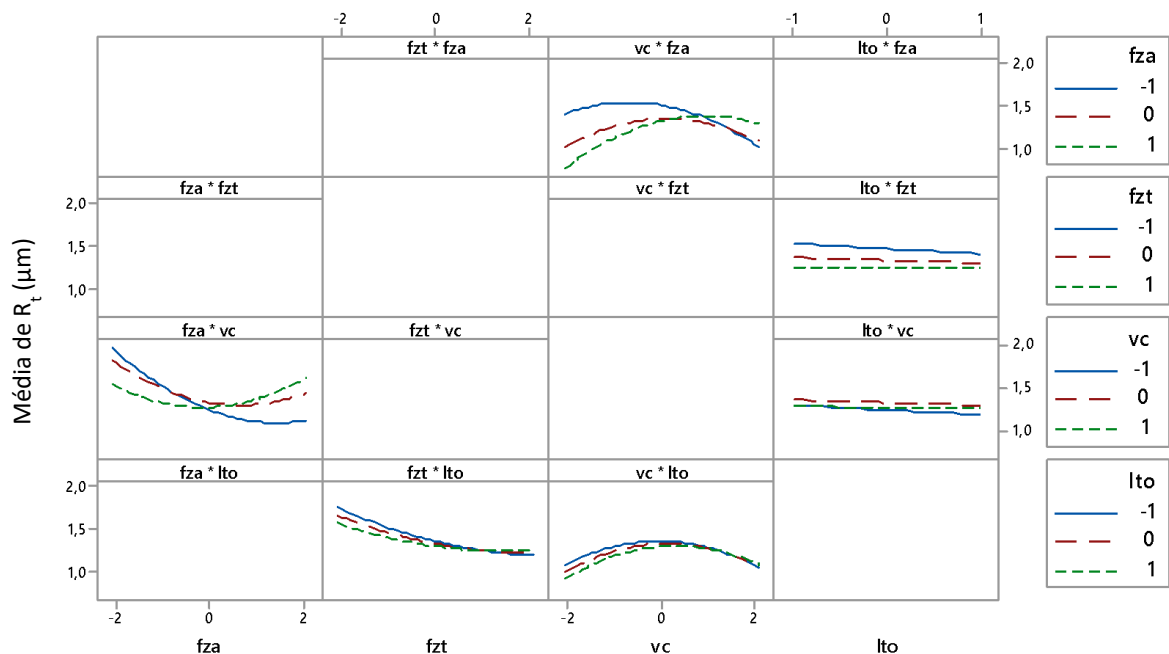


Figura 4.10 - Gráfico de interações para R_t

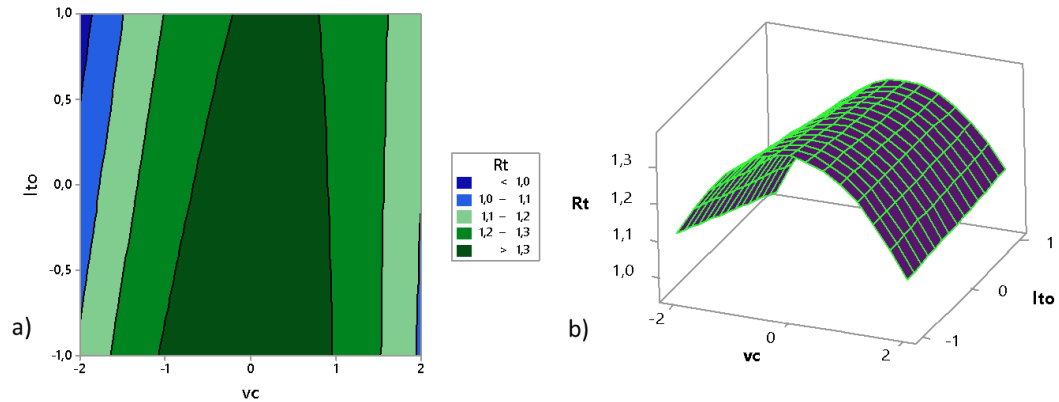


Figura 4.11 - Gráficos de contorno (a) e de superfície de resposta (b) para R_t , com f_{za} e f_{zt} fixos no ponto central

4.1.3. Características de erro de forma

Com intuito de avaliar os erros de formas gerados pelo fresamento helicoidal no alargamento de furos, valores de circularidade total e cilindridade total foram medidos, conforme apresentado na Figura 4.12. Foi realizada a medição de 10 planos com espaçamento de 1,4 mm, considerando a altura de 15 mm. Sendo realizada a repetição da medição no caso de alcance de valores muito altos. Assim, o valor da circularidade foi medido através da média dos 10 planos e o da cilindridade foi calculada pelo próprio software através destes mesmos valores. Os valores encontrados na figura são referentes ao ensaio 23, que representa um ponto central ($f_{za} = 1,8 \mu\text{m/dente}$, $f_{zt} = 80 \mu\text{m/dente}$, $v_c = 530 \text{ m/min}$ e $l_{to} = 42 \text{ mm}$).

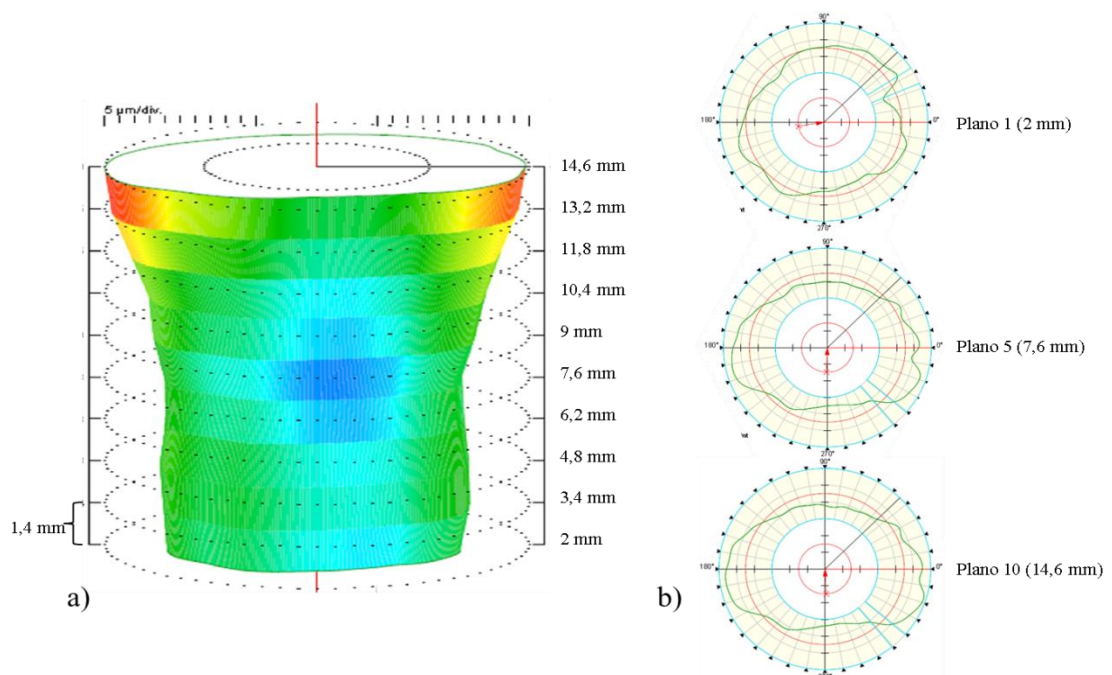


Figura 4.12 - Cilindridade (a) e circularidade (b) nos planos 1, 5 e 10 do ensaio 23

Procedendo a análise dos modelos gerados pela metodologia de superfície de resposta para erros de forma, a Tabela 4.5 apresenta os coeficientes para cada termo de ambas as funções objetivo deduzidas através do algoritmo WLS completo, apresentando em negrito os termos significativos. No final da tabela são encontrados dados sobre o ajuste de cada modelo.

Verifica-se que a resposta de cilindricidade (Cyl_t), apesar de apresentar termos significativos (f_{za} , f_{zt} , v_c e f_{za}^2), tem seu ajuste desbalanceado no que se refere ao coeficiente de determinação da variabilidade de previsão, visto que ele é 0%. Logo, esta variável foi retirada do estudo, uma vez que o objetivo é garantir a otimização eficiente do processo, e para isso é necessário uma boa previsão da variabilidade das respostas.

Considerando o mesmo raciocínio para resposta de circularidade (Ron_t), o modelo de resposta, representado pela Equação 4.8, apresenta um ajuste muito bom, com percentuais acima de 80% para os coeficientes de determinação e para o parâmetro *Lack of fit*, a adequação do modelo também é aceitável, visto o $p\text{-valor} > \alpha$, indicando que não existe falta de ajuste.

Tabela 4.5 - Coeficientes do modelo de resposta para erros de forma

Coeficientes	Cyl_t	Ron_t
<i>cst</i>	31,506	9,891
f_{za}	2,514	1,392
f_{zt}	-2,563	-1,199
v_c	-0,848	-0,345
l_{to}	-0,626	0,745
f_{za}^2	-1,470	-0,260
f_{zt}^2	1,161	-0,038
v_c^2	-0,132	-0,130
$f_{za} * f_{zt}$	-0,803	-1,196
$f_{za} * v_c$	-0,267	-0,025
$f_{za} * l_{to}$	1,367	0,968
$f_{zt} * v_c$	-0,424	-0,209
$f_{zt} * l_{to}$	0,388	-0,885
$v_c * l_{to}$	0,002	-1,078
<i>MSE</i>	1,299	1,334
<i>Lack of Fit</i>	0,268	0,411
<i>S</i>	1,140	1,155
R^2	87,94%	99,41%
$R^2_{(adj)}$	77,48%	98,89%
$R^2_{(pred)}$	0,00%	87,79%

$$Ron_t = 9,891 + 01,392f_{za} - 1,199f_{zt} - 0,345v_c + 0,745l_{to} - 0,260f_{za}^2 - 0,038f_{zt}^2 - 0,130v_c^2 - 1,196f_{za} \cdot f_{zt} - 0,025f_{za} \cdot v_c + 0,968f_{za} \cdot l_{to} - 0,209f_{zt} \cdot v_c - 0,885f_{zt} \cdot l_{to} - 1,078v_c \cdot l_{to} \quad (4.8)$$

Os termos lineares significativos para esse modelo são os avanços axial e tangencial, além do comprimento em balanço da ferramenta. Tem-se ainda que nenhum termo quadrático é significativo, porém toda interação que envolve a variável de ruído l_{to} é significativa, confirmando o que é dito na literatura que o balanço da ferramenta acarreta em erros de forma e no acabamento superficial como em Pereira *et al.*(2018) e Ferreira (2012).

A Figura 4.13 apresenta o gráfico de efeitos principais para a circularidade. Através dele é possível verificar que visualmente níveis baixos de f_{za} e l_{to} acarretam em valores mais baixos de desvios de circularidade, ou seja, a relação com a variável é diretamente proporcional. Da mesma forma, a relação de f_{zt} com a circularidade é linear, porém inversamente proporcional, pois níveis baixos de avanço tangencial levam a maiores valores de Ron_t . Considerando a inclinação das retas, pode-se dizer que para a circularidade a variável que é mais influente é o avanço tangencial, uma vez que apresenta maior inclinação.

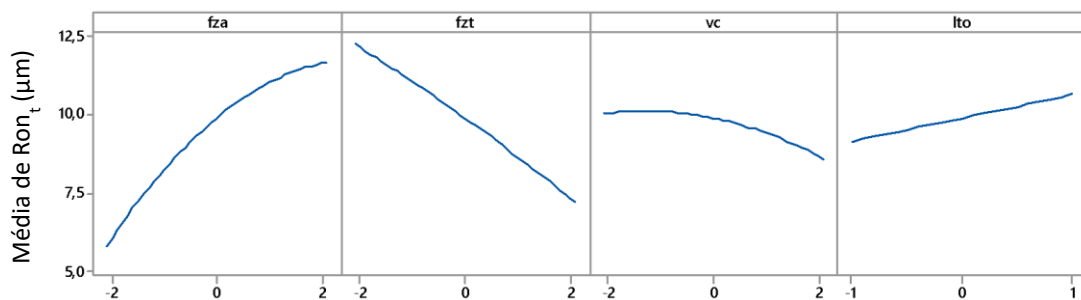


Figura 4.13 - Gráfico de efeitos principais para Ron_t

No que se refere às interações, Figura 4.14, tem-se a interação $f_{za} \cdot f_{zt}$ indica que situações onde níveis mais baixos de f_{zt} e altos de f_{za} geram valores alto de circularidade, sendo o contrário verdadeiro. No caso das interações, percebe-se relação similar de $l_{to} \cdot v_c$ e $l_{to} \cdot f_{zt}$, na qual níveis altos de l_{to} e baixos de f_{zt} e v_c , acarretam em maiores desvios de circularidade, visto que maiores comprimentos em balanço aumentam a possibilidade de vibração da ferramenta. A relação de $l_{to} \cdot f_{za}$ é a interação mais significativa, sendo que níveis altos de ambas variáveis levam a um aumento do desvio de circularidade, tal como representado na Figura 4.15.

Uma semelhança no que se refere a termos significativo é notado em Pereira *et al.*(2017b), na furação em alumínio por HM. Tem-se como significativo em ambos os trabalhos os termos: f_{za} , f_{zt} e $v_c \cdot l_{to}$, o que leva a algumas semelhanças entre os processos, visto que as variáveis de

controle e ruído são significativa para ambos, sendo as diferenças causadas possivelmente pela diferença entre alargamento e furação.

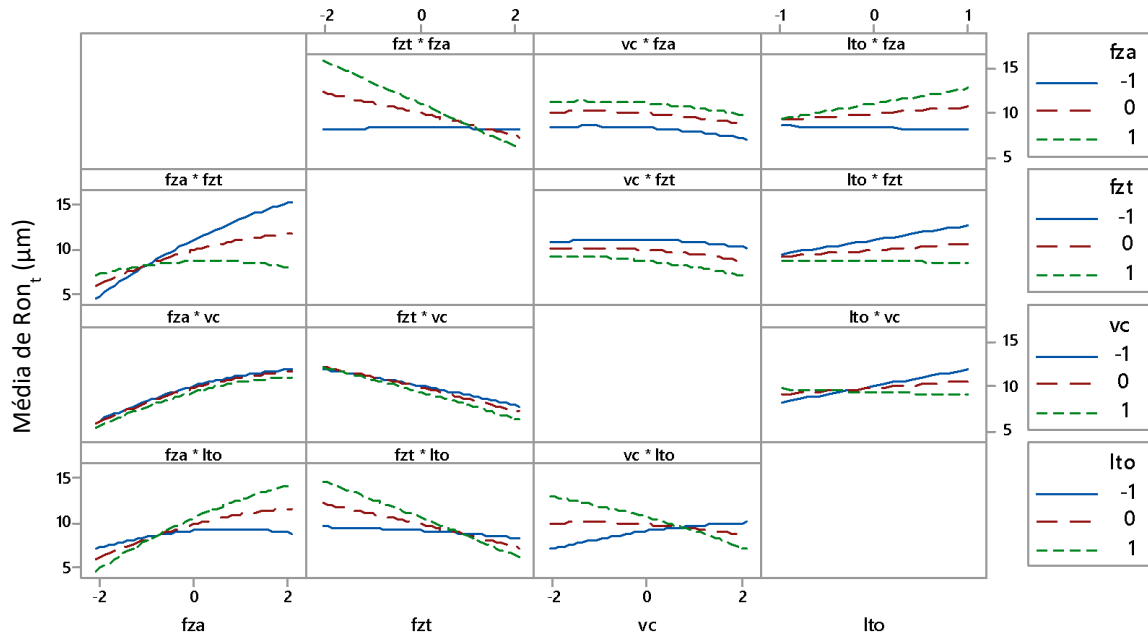


Figura 4.14 - Gráfico de interações para Ron_t

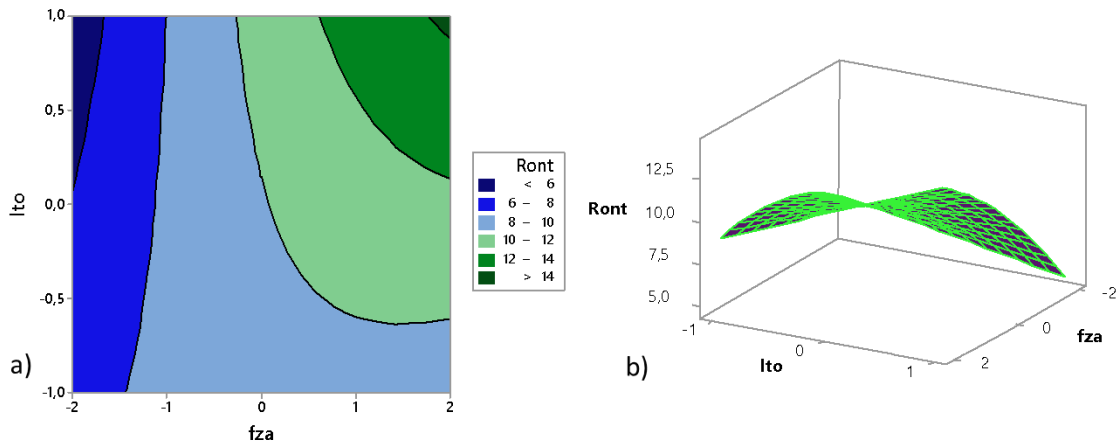


Figura 4.15 - Gráficos de contorno (a) e de superfície de resposta (b) para Ron_t , com f_{ct} e v_c fixos no ponto central

Nota-se que as análises acarretam em justificativas cinemáticas e mecânicas, uma vez que maiores comprimentos em balanço sugerem aumento de deflexão da ferramenta, o que acarreta na ocorrência de erros de forma.

4.2. Análise de correlação e componentes principais

Para ilustrar a relação de similaridade presentes no estudo, uma análise de *Cluster* foi feita, através do método *Complete*, considerando a correlação absoluta como distância de medida, conforme Figura 4.16. Desta forma, é possível separar os grupos baseados na intensidade da

correlação, considerando como critério de partição final em dois *clusters*, visto que as respostas representam três tipos de características, acabamento superficial, dimensão geométrica e energia de processo. Percebe-se relação de similaridade entre R_{on_t} e F_r e entre as rugosidades. Em Denkena *et al.*(2008), é constatado que a força radial apresenta relação direta com o desvio de forma e dimensão

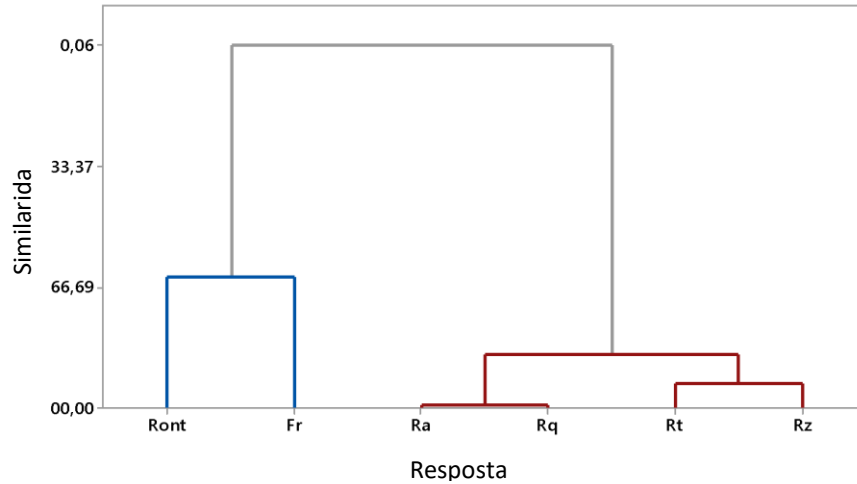


Figura 4.16 - Dendrograma das respostas

Considerando o dendrograma que apresenta o grau de similaridades entre as respostas e o fato de que em processos de usinagem geralmente as respostas apresentam correlação, procedeu-se com a análise de correlação das respostas que obtiveram bom ajuste, F_r , R_a , R_q , R_t , R_z e R_{on_t} . A Tabela 4.6 mostra o resultado da análise de correlação de Pearson, que avalia o relacionamento linear de duas variáveis contínuas. Deste modo é identificado o valor da correlação entre os pares de respostas, sendo que quanto mais próximo de -1 e 1, maior será a relação. Através de teste de hipóteses, também são calculados os p-valores individuais dos pares, com um nível de significância $\alpha = 0,01$, para garantir que a correlação não seja nula, logo se $p\text{-valor} < 0,01$ existe evidência suficiente para garantir que a correlação não é zero.

Tabela 4.6 - Análise de correlação

	R_{on_t}	F_r	R_a	R_q	R_t
F_r	0,640				
<i>p</i> -valor	0,000				
R_a	0,018	0,063			
<i>p</i> -valor	0,926	0,745			
R_q	-0,020	0,010	0,991		
<i>p</i> -valor	0,919	0,959	0,000		
R_t	0,070	0,097	0,855	0,891	
<i>p</i> -valor	0,718	0,618	0,000	0,000	
R_z	0,027	-0,001	0,917	0,941	0,935
<i>p</i> -valor	0,889	0,998	0,000	0,000	0,000

Em negrito estão as respostas que apresentam correlação, temos então os seguintes pares: F_r , R_{on_t} , R_q , R_a , R_t , R_a , R_t , R_q , R_t , R_a , R_t , R_q , R_z , R_a , R_z , R_q e R_z , R_t . Todos os pares apresentam correlação positiva média ou alta, conforme ilustrado na Figura 4.17. Os gráficos de dispersão, indicam que os pares que apresentam uma linearidade maior, tem valores de correlação mais próximos de 1, apresentando correlação mais forte. Pode-se dizer que F_r e R_{on_t} apresentam correlação, pois forças maiores na parede do furo tende a deformar mais o material, visto que o alumínio é de fácil conformação.

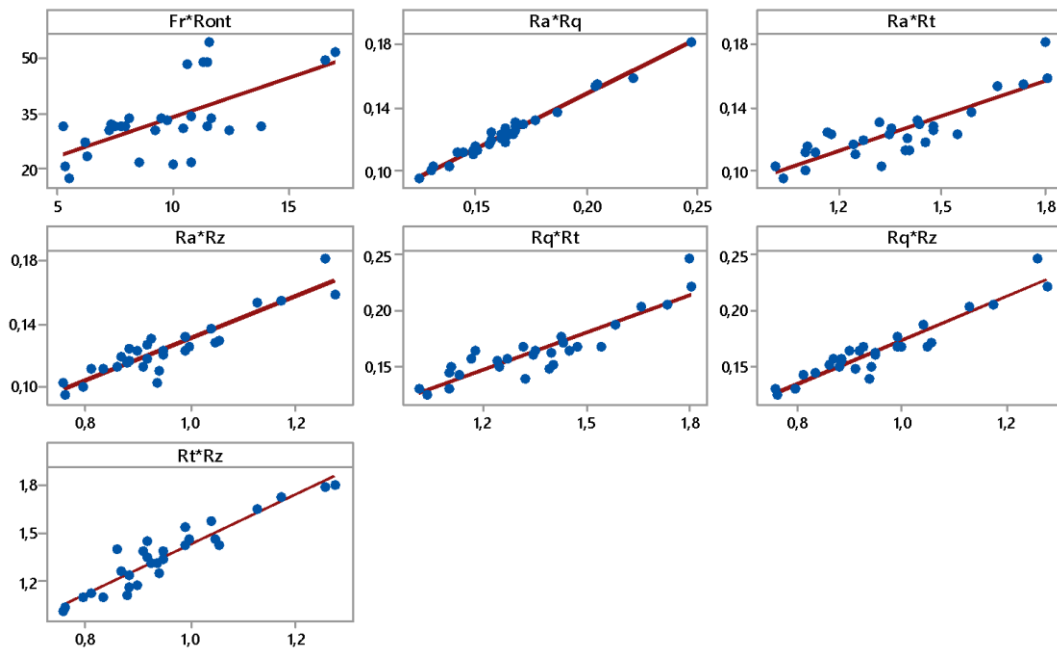


Figura 4.17 - Gráficos de dispersão para os pares de variáveis

Considerando a existência de correlação, a metodologia de Análise de Componentes Principais foi aplicada com intuito de não perder a estrutura de correlação e também reduzir a dimensionalidade do problema no momento da otimização. No entanto, foi feita duas análises de componentes principais, uma para o par $F_r \times R_{on_t}$ e outra para o par $R_a \times R_t$, gerando então dois componentes. Em ambas as análises, o primeiro componente representa a explicação de mais de 80% de toda a variância do conjunto de dados, sendo estes considerados representativos, tal como apresentada na Tabela 4.7. Adicionalmente, os autovetores do primeiro componente de cada análise indicam forte correlação positiva com R_a , R_t , F_r e R_{on_t} .

Tabela 4.7 - Análise de Componentes Principais

	$PC (R_a \text{ e } R_t)$		$PC (F_r \text{ e } R_{on_t})$	
Autovalores (λ_{CP})	1,855	0,145	Autovalores (λ_{CP})	1,641 0,359
Proporção	0,928	0,072	Proporção	0,820 0,180
Cumulativo	0,928	1	Cumulativo	0,820 1

Autovetores (e_{ij})	CP1	CP2	Autovetores (e_{ij})	CP1	CP2
R_a	0,707	0,707	F_r	0,707	-0,707
R_t	0,707	-0,707	Ron_t	0,707	0,707

Por conseguinte, a partir destas novas respostas formadas pelos componentes, foram construídos dois modelos de superfícies através do algoritmo WLS, na qual a Tabela 4.8, retrata as informações sobre os ajustes e termos significativos, bem como as Equações 4.9 e 4.10, representam os modelos de resposta.

Tabela 4.8 - Coeficientes e ajuste dos modelos formados por componentes principais

Coeficientes	$PC(R_a \times R_t)$	$PC(F_r \times Ron_t)$
cst	-0,209	-0,079
f_{za}	-0,428	0,895
f_{zt}	-0,680	-0,741
v_c	0,111	-0,088
l_{to}	-0,006	0,212
f_{za}^2	0,450	-0,044
f_{zt}^2	0,228	0,142
v_c^2	-0,438	-0,046
$f_{za} * f_{zt}$	-0,079	-0,428
$f_{za} * v_c$	0,705	-0,008
$f_{za} * l_{to}$	0,097	0,214
$f_{zt} * v_c$	0,232	-0,067
$f_{zt} * l_{to}$	0,071	-0,263
$v_c * l_{to}$	0,403	-0,277
MSE	1,025	1,309
$Lack\ of\ Fit$	0,512	0,424
S	1,012	1,144
R^2	99,75%	99,64%
$R^2_{(adj)}$	99,53%	99,34%
$R^2_{(pred)}$	98,92%	98,79%

$$PC(R_a \times R_t) = -0,209 - 0,4276f_{za} - 0,6798f_{zt} + 0,1114v_c - 0,0057l_{to} + 0,450f_{za}^2 + 0,227f_{zt}^2 - 0,4384v_c^2 - 0,079f_{za} \cdot f_{zt} + 0,705f_{za} \cdot v_c + 0,097f_{za} \cdot l_{to} + 0,232f_{zt} \cdot v_c + 0,071f_{zt} \cdot l_{to} + 0,403v_c \cdot l_{to} \quad (4.9)$$

$$PC(F_r \times Ron_t) = -0,079 + 0,895f_{za} - 0,741f_{zt} + 0,0876v_c + 0,212l_{to} - 0,044f_{za}^2 + 0,142f_{zt}^2 - 0,046v_c^2 - 0,428f_{za} \cdot f_{zt} - 0,008f_{za} \cdot v_c + 0,214f_{za} \cdot l_{to} - 0,067f_{zt} \cdot v_c - 0,263f_{zt} \cdot l_{to} - 0,2773v_c \cdot l_{to} \quad (4.10)$$

Desta forma, analisando o ajuste de $PC (R_a \times R_t)$, tem-se que este componente apresenta um ótimo ajuste visto os valores muito próximos de 100% para todos os coeficientes de determinação e o $p\text{-valor} > \alpha$ para o parâmetro *Lack of fit*. No que diz respeito aos termos significativos, f_{za} e f_{zt} , apresentam-se significativos para os modelos lineares, quadráticos e interações. No entanto o parâmetro v_c , se apresenta significativo somente no modelo quadrático e interação, bem como o parâmetro l_{to} que se apresenta significativo somente em uma interação. Essa relação pode ser observada nas Figuras 4.18 e 4.19. Na Figura 4.18 são ilustrados os efeitos principais das variáveis sobre o componente de rugosidade. Verifica-se que f_{za} e f_{zt} , apresentam efeito quadrático na resposta em questão. No entanto, v_c e l_{to} , apresentam relações que não impactam a resposta de forma efetiva. Observando a Figura 4.19, somente $f_{za} \cdot v_c$ e $v_c \cdot l_{to}$ apresentam alteração significativa na mudança nos níveis de ambas variáveis sobre a resposta. Assim níveis baixos de f_{za} e v_c acarretam na redução da resposta. Do mesmo modo níveis mais baixos de v_c combinados a níveis altos e l_{to} , também reduzem a resposta.

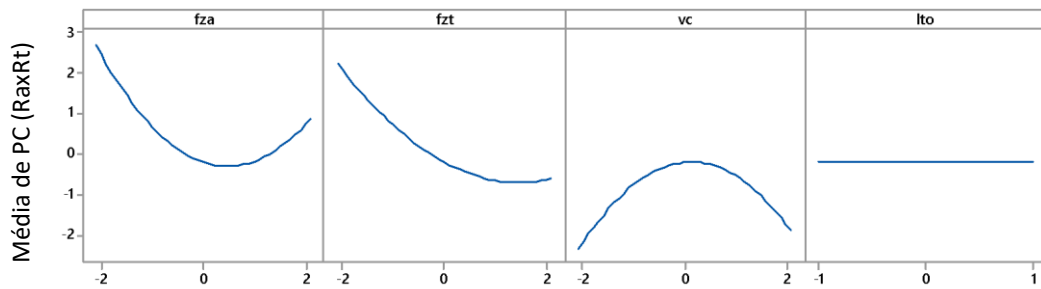


Figura 4.18 - Gráficos de efeitos principais para $PC (R_a \times R_t)$

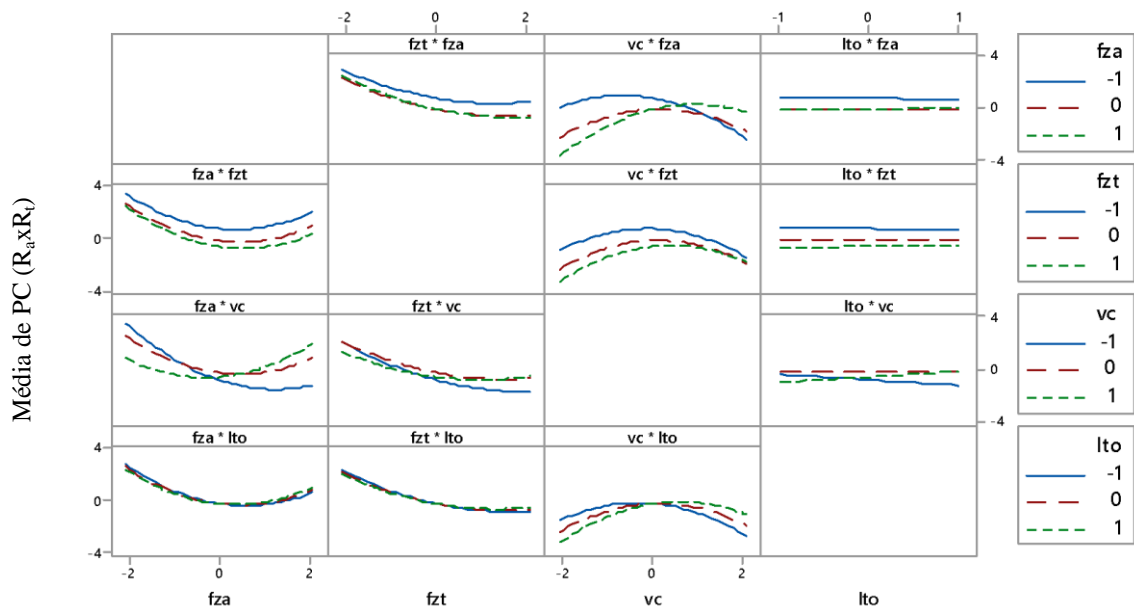


Figura 4.19 - Gráficos de interações para $PC (R_a \times R_t)$

Na análise da resposta do componente $PC (F_r \times Ron_t)$, f_{za} , f_{zt} e l_{to} , apresentam um efeito significativo na resposta, no entanto apresentam relações contrárias. Enquanto f_{za} e l_{to} apresenta relação diretamente proporcional, f_{zt} inversamente proporcional. A variável v_c não representa variação significativa na resposta. Observa-se ainda uma curvatura em f_{zt} , indicando que o termo quadrático é significativo. Essas informações são ilustradas na Figura 4.20. Adicionalmente, a Figura 4.21, mostra graficamente as relações entre as variáveis. Nele verifica-se que as interações $f_{za} \cdot f_{zt}$ e todas envolvendo l_{to} são significativas.

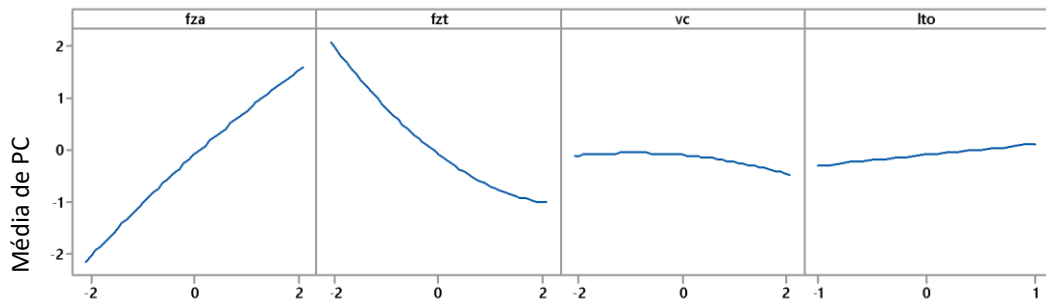


Figura 4.20 - Gráficos de efeitos principais para $PC (F_r \times Ron_t)$

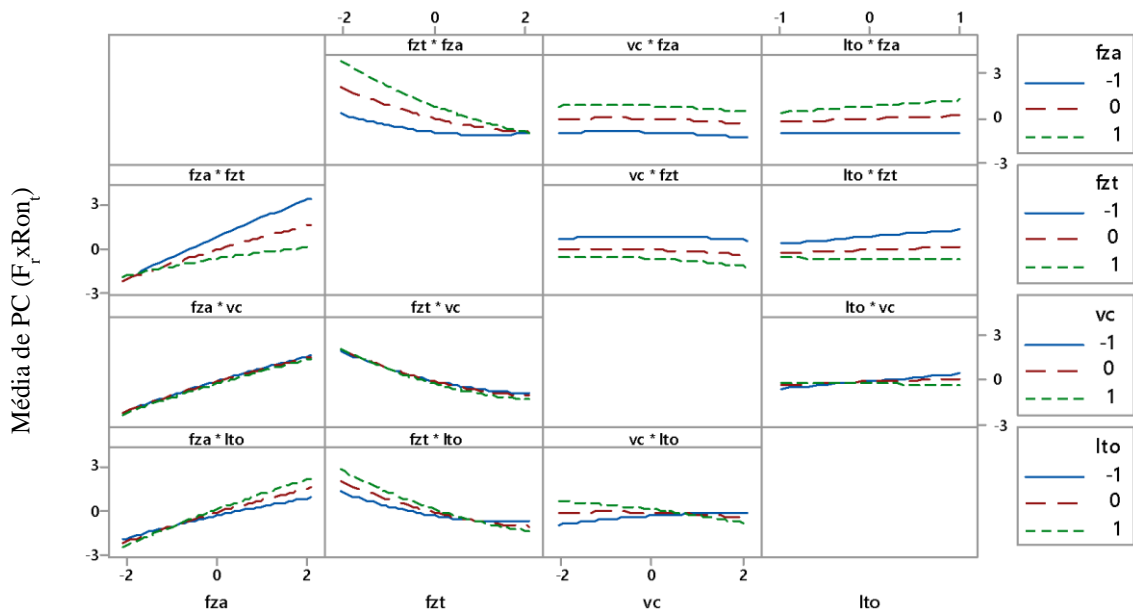


Figura 4.21 - Gráficos de interações para $PC (F_r \times Ron_t)$

4.3. Otimizações individuais por WMSE

O trabalho foi estruturado em cima do Projeto de Parâmetro Robusto por arranjo combinado, pelo qual são obtidas as equações de média e variância para cada resposta utilizada. Portanto, a otimização das respostas individuais envolvem duas funções, uma de média e uma de variância, sendo necessária a aplicação de um método dual. Nesse sentido, partindo do MSE, o método WMSE foi aplicado, uma vez que ele oferece vários cenários de pontos ótimos

mediante a ponderação das variáveis, possibilitando ao experimentador escolher dentre as alternativas possíveis, a que melhor atende sua necessidade no momento. Ressalta-se que todas respostas trabalhadas possuem o mesmo sentido de otimização, ou seja, o intuito é minimizar cada uma delas. Desta forma o primeiro passo da otimização envolve a definição das equações de média e variância a partir do modelo de resposta. Logo após é definida a matriz *Payoff*, sendo que o ponto de Utopia da média representa o alvo T na função. Assim, estruturando a função objetivo o processo de otimização por minimização é efetuado para cada resposta.

4.3.1. Força radial

Considerando o modelo de resposta de força radial apresentado no item 4.1.1, foi possível encontrar os modelos para média e variância desta resposta conforme apresentado pelas Equações 4.11 e 4.12. A fim de explorar o espaço biobjetivo das equações, a Tabela 4.9 apresenta a matriz *Payoff*, que representa a variação de ambas as equações considerando seu impacto na outra. O valor Utopia da média de F_r encontrada é bem próximo do menor valor medido (17 N), no entanto, o ponto de pseudonadir esta bem abaixo se comparado ao maior valor encontrado nas medições (54 N). A variância mínima encontrada representa o valor do erro experimental, que foi alto. No entanto, os resultados da otimização fornecerão dados mais robustos para este *trade-off*.

$$E[F_r] = 31,602 + 7,985f_{za} - 6,706f_{zt} - 0,016v_c + 0,230f_{za}^2 + 1,777f_{zt}^2 - 0,201v_c^2 - 1,876f_{za} \cdot f_{zt} - 0,288f_{za} \cdot v_c - 0,170f_{zt} \cdot v_c \quad (4.11)$$

$$Var[F_r] = 1,875 - 0,094f_{za} - 0,429f_{zt} - 0,420 + 0,012f_{za}^2 + 0,250f_{zt}^2 + 0,239v_c^2 + 0,109f_{za} \cdot f_{zt} \mp 0,107f_{za} \cdot v_c + 0,489f_{zt} \cdot v_c \quad (4.12)$$

Tabela 4.9 - Matriz *Payoff* de $E[F_r]$ x $Var[F_r]$

$E[F_r]$	17,952	29,645
$Var[F_r]$	1,858	1,690

A função objetivo da otimização da força radial através de WMSE é descrita conforme a Equação 4.13 e os valores encontrados são apresentados na Tabela 4.10.

$$WMSE[F_r] = (w_1E[F_r] - 17,952) + w_2Var[F_r] \quad (4.13)$$

$$\text{Sujeito a: } X^T X \leq 2,828$$

Tabela 4.10 - Resultado da otimização de $E [F_r]$ x $Var [F_r]$ por WMSE

w_1	w_2	f_{za}	f_{zt}	v_c	$E [F_r]$	$Var [F_r]$	WMSE
0,00	1,00	0,094	0,429	0,420	29,645	1,690	1,690
0,05	0,95	-1,480	0,734	0,317	18,434	1,695	1,622
0,10	0,90	-1,501	0,708	0,273	18,339	1,701	1,546
0,15	0,85	-1,514	0,691	0,243	18,279	1,707	1,467
0,20	0,80	-1,524	0,677	0,219	18,236	1,713	1,386
0,25	0,75	-1,532	0,666	0,199	18,203	1,718	1,304
0,30	0,70	-1,538	0,655	0,182	18,175	1,723	1,221
0,35	0,65	-1,543	0,647	0,167	18,152	1,727	1,137
0,40	0,60	-1,548	0,639	0,153	18,132	1,732	1,052
0,45	0,55	-1,553	0,631	0,140	18,114	1,736	0,967
0,50	0,50	-1,557	0,624	0,127	18,098	1,741	0,881
0,55	0,45	-1,560	0,617	0,115	18,084	1,745	0,795
0,60	0,40	-1,564	0,610	0,103	18,070	1,750	0,708
0,65	0,35	-1,567	0,603	0,092	18,057	1,755	0,621
0,70	0,30	-1,571	0,596	0,080	18,044	1,760	0,534
0,75	0,25	-1,574	0,589	0,067	18,032	1,765	0,446
0,80	0,20	-1,577	0,581	0,053	18,020	1,772	0,358
0,85	0,15	-1,581	0,573	0,035	18,007	1,779	0,269
0,90	0,10	-1,585	0,561	0,019	17,994	1,788	0,180
0,95	0,05	-1,590	0,547	-0,008	17,978	1,801	0,091
1,00	0,00	-1,614	0,470	-0,061	17,957	1,850	0,000

Percebe-se que em termos quantitativos, independente da configuração escolhida, a variabilidade em torno da média é estável, visto a pequena dispersão entre os valores de variância encontrados. Para ilustrar as possibilidades apresentadas na Tabela 4.10, a Figura 4.22 mostra a Fronteira de Pareto formada pela combinação de valores de média e variância. Apesar de não explorar bem a região ótima, o método de otimização gera cenários variados de escolha de ponto ótimo. Observa-se que a maioria dos pontos levam a uma média próxima 18 N, sendo possível nesse intervalo buscar valores de variância bem próximos também visto que este possui uma baixa amplitude entre seu valor mínimo e máximo. Caso a necessidade do processo for trabalhar na variância mínima, a aplicação de um outro método de otimização torna-se necessário para explorar a região entre 18 a 30 N, que oferece as menores variâncias.

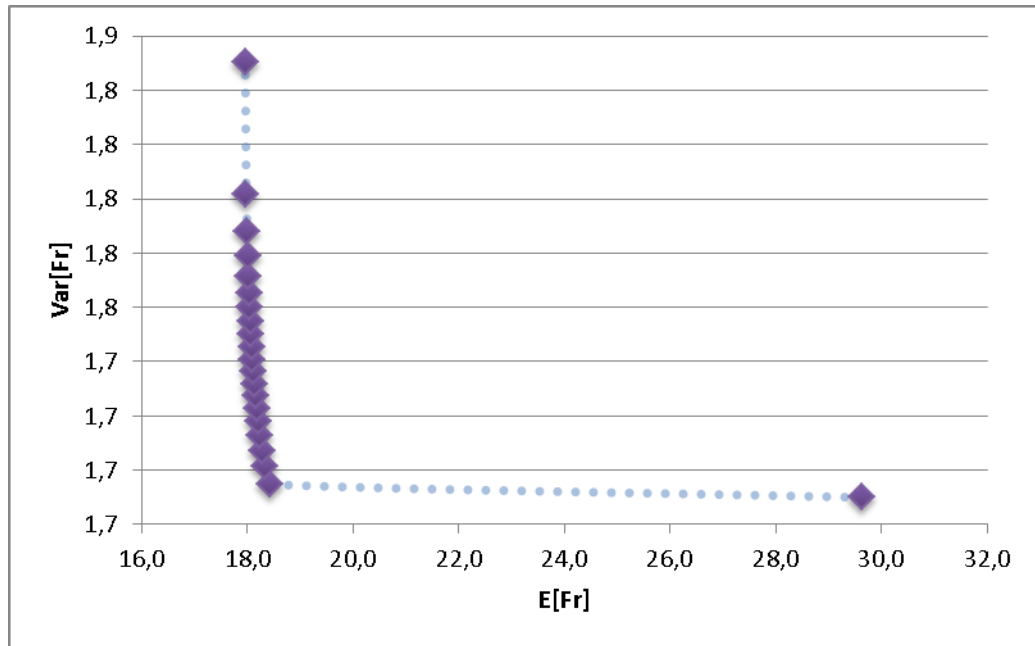


Figura 4.22 - Fronteira de Pareto para $E [F_r]$ x $Var [F_r]$

4.3.2. Rugosidades

Tendo em vista a seleção das respostas R_a e R_t para representar o perfil de rugosidade, a otimização destas características foi realizada baseado nos modelos de resposta do item 4.1.2 com melhores ajustes, logo, os modelos reduzidos foram selecionados. Considerando a resposta de rugosidade média R_a , as Equações 4.14 e 4.15 foram definidas representando a média e a variância da resposta.

$$E[R_a] = 0,118 - 0,004f_{za} - 0,009f_{zt} + 0,00006v_c + 0,007f_{za}^2 + 0,004f_{zt}^2 - 0,005v_c^2 + 0,008f_{za} \cdot v_c + 0,004f_{zt} \cdot v_c \quad (4.14)$$

$$Var[R_a] = 1,106002 + 0,000009f_{za} + 0,000019v_c + 0,000009f_{za}^2 + 0,000034v_c^2 + 0,000035f_{za} \cdot v_c \quad (4.15)$$

A Matriz *Payoff* apresentada pela Tabela 4.11 representa os valores mínimos obtidos para cada função e seus os valores de máximos para cada função quando a outra está no mínimo, permitindo a exploração da região possível entre as variáveis. Desta forma, verifica-se que o valor mínimo de R_a está abaixo do valor mínimo encontrado nas medições ($0,1 \mu\text{m}$). No entanto, a variação entre os pontos de Utopia e Nadir da equação de variância é praticamente nula, cerca de 0,00003. Na verdade o valor encontrado é justamente o erro experimental, que neste caso se encontra alto. Mas os dados obtidos na otimização permitem definir uma dados mais robusta para explorar a resposta R_a .

Tabela 4.11 - Matriz *Payoff* de $E [R_a]$ x $Var [R_a]$

$E [R_a]$	0,094	0,119
$Var [R_a]$	1,10603	1,10600

Definidas as utopias, pôde-se então formular a função objetivo tal como apresentado na Equação 4.16 e realizar a minimização desta função variando os pesos w_1 e w_2 . O resultado dos vinte pontos obtidos é mostrado na Tabela 4.12 bem como a Figura 4.23 que mostra gráfico de dispersão dos valores de média e variância obtidos para a resposta.

$$WMSE[R_a] = (w_1 E[R_a] - 0,094) + w_2 Var[R_a] \quad (4.16)$$

$$\text{Sujeito a: } X^T X \leq 2,828$$

Tabela 4.12 - Resultado da otimização $E [R_a]$ x $Var [R_a]$ por WMSE

w_1	w_2	f_{za}	f_{zd}	v_c	$E [R_a]$	$Var [R_a]$	WMSE
0,00	1,00	-0,113	0,000	-0,221	0,119	1,106	1,106
0,05	0,95	1,023	0,907	-0,980	0,101	1,106	1,051
0,10	0,90	0,979	0,868	-1,057	0,099	1,106	0,995
0,15	0,85	0,946	0,841	-1,107	0,098	1,106	0,940
0,20	0,80	0,918	0,822	-1,144	0,098	1,106	0,885
0,25	0,75	0,895	0,806	-1,173	0,097	1,106	0,830
0,30	0,70	0,875	0,793	-1,198	0,097	1,106	0,774
0,35	0,65	0,857	0,781	-1,218	0,096	1,106	0,719
0,40	0,60	0,840	0,771	-1,237	0,096	1,106	0,664
0,45	0,55	0,824	0,761	-1,253	0,096	1,106	0,608
0,50	0,50	0,809	0,752	-1,268	0,096	1,106	0,553
0,55	0,45	0,795	0,744	-1,282	0,095	1,106	0,498
0,60	0,40	0,780	0,735	-1,296	0,095	1,106	0,442
0,65	0,35	0,766	0,727	-1,309	0,095	1,106	0,387
0,70	0,30	0,751	0,719	-1,322	0,095	1,106	0,332
0,75	0,25	0,735	0,711	-1,335	0,095	1,106	0,277
0,80	0,20	0,719	0,702	-1,349	0,094	1,106	0,221
0,85	0,15	0,700	0,692	-1,364	0,094	1,106	0,166
0,90	0,10	0,678	0,680	-1,381	0,094	1,106	0,111
0,95	0,05	0,647	0,665	-1,403	0,094	1,106	0,055
1,00	0,00	0,533	0,607	-1,475	0,094	1,106	0,000

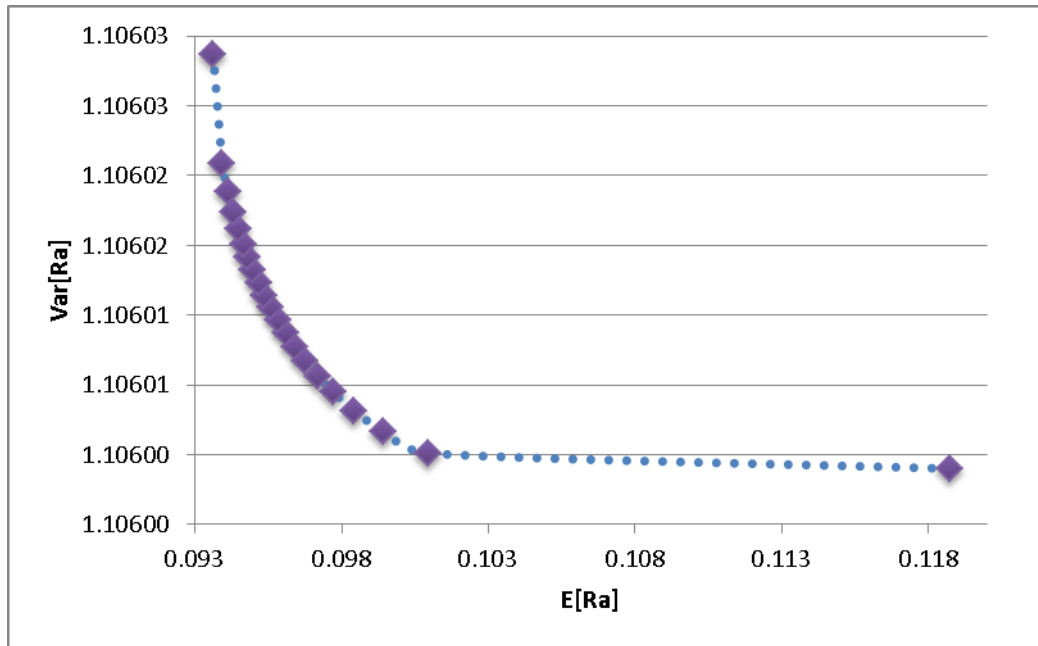


Figura 4.23 - Fronteira de Pareto para $E [R_a]$ x $Var [R_a]$

Pela Fronteira de Pareto percebe-se que a variância apesar de mínima, existe e que a maioria dos pontos ótimos se localizando próximos a $0,1 \mu\text{m}$ de R_a . No entanto, pode-se dizer que o método é eficiente, visto que os pontos ótimos encontrados são muito bons e a variabilidade é bem pequena, apesar de a variância apresentar um valor alto relativo ao erro experimental.

Partindo para a otimização de R_t , tem-se que os modelos de média e variância foram determinadas conforme Equações 4.17 e 4.18, bem como a matriz *Payoff* apresentada na Tabela 4.14. Tomando por base o valor de Utopia para a média, pode-se dizer que a otimização individual de $E[R_t]$ alcança valores de R_t bem abaixo do mínimo encontrado pelas medições. No entanto, a minimização e o Ponto de Nadir de $Var [R_t]$, apresenta valores bem próximos um do outro, tal como na respostas de rugosidade R_a . Novamente, isso ocorre visto à inserção da constante do erro experimental na equação de variância. Visto que os demais coeficientes apresentam valores muito baixos, dado a característica da resposta, esse sobressai muito mais que os outros.

$$E[R_t] = 1,342 - 0,091f_{za} - 0,105f_{zt} + 0,016v_c + 0,069f_{za}^2 + 0,027f_{zt}^2 - 0,068v_c^2 + 0,111f_{za} \cdot v_c \quad (4.17)$$

$$Var[R_t] = 0,932890 - 0,001799f_{zt} - 0,001437v_c + 0,000909f_{zt}^2 - 0,000580v_c^2 + 0,001452f_{zt} \cdot v_c \quad (4.18)$$

Tabela 4.13 - Matriz *Payoff* de $E [R_t]$ x $Var [R_t]$

$E [R_t]$	0,987	1,280
$Var [R_t]$	0,935	0,932

Através do valor de Utopia encontrado para R_t , a função objetivo da otimização é então definida conforme abaixo:

$$WMSE[R_t] = (w_1 E[R_t] - 0,987)^2 + w_2 Var[R_t] \quad (4.19)$$

$$\text{Sujeito a: } X^T X \leq 2,828$$

Essa função é então minimizada obtendo as informações apresentadas na Tabela 4.14 e Figura 4.24. Nota-se que os Pontos de Utopia de ambas as funções apresentam certo distanciamento dos demais pontos, gerando uma fronteira não equispaçada, ou seja, concentrando os pontos ótimos próximos da média de $R_t = 1,0 \mu\text{m}$, com variâncias distintas, visto que os pontos não estão sobrepostos. Contudo, caso seja necessário explorar a região com poucos pontos, talvez seja necessário à utilização de um método que forneça pontos equidistantes.

Tabela 4.14 - Resultado da otimização de $E [R_t]$ x $Var [R_t]$ por $WMSE$

w_1	w_2	f_{za}	f_{zt}	v_c	$E [R_t]$	$Var [R_t]$	$WMSE$
0,00	1,00	0,000	0,604	0,483	1,280	0,932	0,932
0,05	0,95	0,717	1,178	-0,963	1,070	0,932	0,886
0,10	0,90	0,736	1,060	-1,079	1,046	0,933	0,840
0,15	0,85	0,743	0,988	-1,140	1,034	0,933	0,793
0,20	0,80	0,747	0,936	-1,181	1,026	0,933	0,747
0,25	0,75	0,750	0,895	-1,210	1,020	0,933	0,700
0,30	0,70	0,752	0,861	-1,234	1,015	0,933	0,653
0,35	0,65	0,753	0,831	-1,253	1,012	0,933	0,607
0,40	0,60	0,753	0,805	-1,270	1,009	0,933	0,560
0,45	0,55	0,754	0,782	-1,284	1,006	0,933	0,514
0,50	0,50	0,754	0,759	-1,297	1,004	0,933	0,467
0,55	0,45	0,754	0,739	-1,310	1,002	0,934	0,420
0,60	0,40	0,753	0,718	-1,321	1,000	0,934	0,374
0,65	0,35	0,753	0,698	-1,332	0,998	0,934	0,327
0,70	0,30	0,753	0,678	-1,342	0,997	0,934	0,280
0,75	0,25	0,752	0,657	-1,353	0,995	0,934	0,234
0,80	0,20	0,752	0,636	-1,364	0,994	0,934	0,187
0,85	0,15	0,751	0,612	-1,375	0,992	0,934	0,140
0,90	0,10	0,749	0,583	-1,388	0,991	0,934	0,093
0,95	0,05	0,747	0,546	-1,405	0,989	0,934	0,047
1,00	0,00	0,740	0,397	-1,457	0,987	0,935	0,000

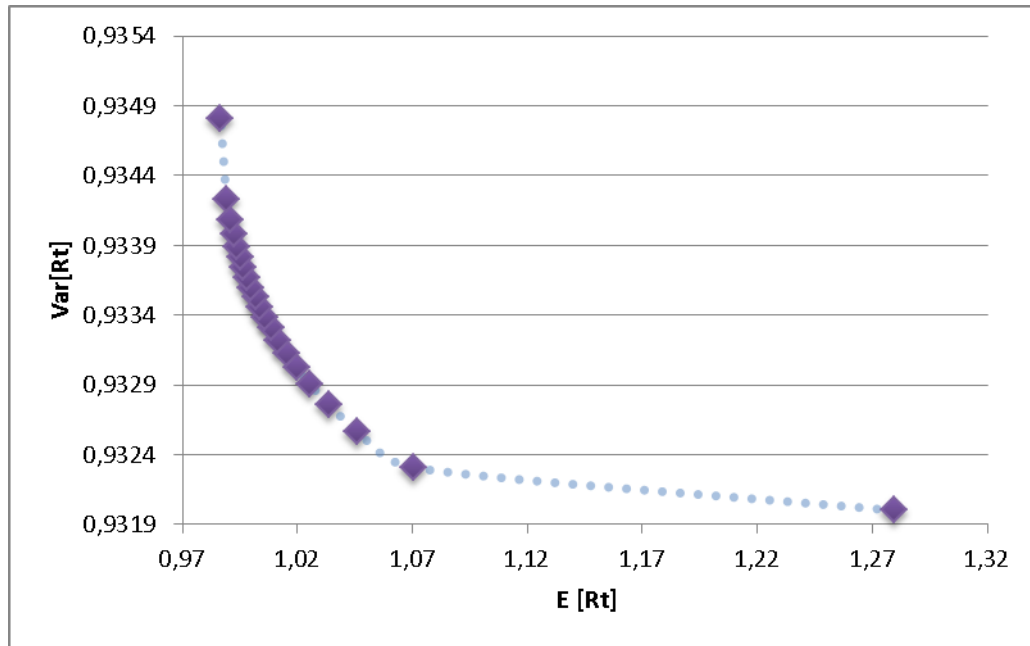


Figura 4.24 - Fronteira de Pareto para $E [R_t]$ x $Var [R_t]$

4.3.3. Circularidade

Como dito no início do item 4.3, busca-se reduzir a resposta de desvio de circularidade. Sendo assim, mediante o modelo de resposta presente no item 4.1.3, os modelos para a média e a variância da circularidade foram obtidos tal como exibido nas Equações 4.20 e 4.21. A partir deles foi obtido os pontos de Utopia e Nadir que formam a matriz *Payoff* da Tabela 4.15. A otimização de uma equação dado seu efeito na outra, apresenta valores médios de Ron_t que melhoram o processo, visto que o mínimo otimizado está próximo do mínimo medido (5,526 μm) e o máximo otimizado ligando ao valor mínimo de variância se apresenta com um valor bem abaixo do maior valor medido (17,066 μm). Novamente, tem-se que a variância tem pouca variação vista a inserção do erro experimental no modelo. Contudo, configurações robustas são atingidas na aplicação do WMSE.

$$E[Ron_t] = 9,891 + 1,392f_{za} - 1,199f_{zt} - 0,345v_c - 0,260f_{za}^2 - 0,038f_{zt}^2 - 0,130v_c^2 - 1,196f_{za} \cdot f_{zt} - 0,025f_{za} \cdot v_c - 0,209f_{zt} \cdot v_c \quad (4.20)$$

$$Var[Ron_t] = 1,889 + 1,443f_{za} - 1,319f_{zt} - 1,607v_c + 0,937f_{za}^2 + 0,783f_{zt}^2 + 1,163v_c^2 - 1,714f_{za} \cdot f_{zt} - 2,088f_{za} \cdot v_c + 1,909f_{zt} \cdot v_c \quad (4.21)$$

Tabela 4.15 - Matriz *Payoff* de $E [Ron_t]$ x $Var [Ron_t]$

$E [Ron_t]$	6,598	9,200
$Var [Ron_t]$	1,690	1,334

A função objetivo do problema foi definida conforme Equação 2.41, considerando o alvo T como sendo o valor de Utopia da média. Posteriormente, o método de otimização foi aplicado obtendo os resultados presentes na Tabela 4.16 e Figura 4.25.

Percebe-se que os pontos ótimos encontrados resultam na redução da variabilidade do processo uma vez que atuam na redução tanto da média quanto da variância da circularidade. No entanto, os pontos ótimos de cada característica se encontram isolados, reduzindo a possibilidade de cenários diferenciados por apresentar falhas na fronteira, ou seja, espaços não equispaçados, visto que a maioria dos pontos concentram-se em torno do valor $Ron_t = 6,6 \mu\text{m}$. Observa-se na Figura 4.25 que a região ampliada, mostra a distribuição dos pontos na região onde estes estão aglomerados. Apesar dos valores não serem iguais, a mudança que ocorre de um ponto para outro é bem pequena tanto para valores de média e variância. Ainda assim, pode-se considerar que esta otimização é viável, visto que o objetivo é a minimização da função.

$$WMSE[R_t] = (w_1 E[Ron_t] - 6,598)^2 + w_2 Var[Ron_t] \quad (4.22)$$

$$\text{Sujeito a: } X^T X \leq 2,828$$

Tabela 4.16 - Resultado da otimização de $E [Ron_t]$ x $Var [Ron_t]$ por WMSE

w_1	w_2	f_{za}	f_{zt}	v_c	$E [Ron_t]$	$Var [Ron_t]$	$WMSE$
0,00	1,00	-0,250	0,229	0,279	9,200	1,334	1,334
0,05	0,95	-1,546	-0,640	-0,170	6,712	1,334	1,268
0,10	0,90	-1,547	-0,639	-0,168	6,711	1,334	1,202
0,15	0,85	-1,547	-0,638	-0,167	6,710	1,334	1,136
0,20	0,80	-1,548	-0,637	-0,165	6,709	1,334	1,070
0,25	0,75	-1,548	-0,636	-0,164	6,708	1,334	1,004
0,30	0,70	-1,549	-0,635	-0,162	6,707	1,334	0,938
0,35	0,65	-1,549	-0,634	-0,160	6,705	1,334	0,871
0,40	0,60	-1,550	-0,633	-0,157	6,703	1,335	0,805
0,45	0,55	-1,551	-0,631	-0,155	6,702	1,335	0,739
0,50	0,50	-1,552	-0,630	-0,152	6,700	1,335	0,673
0,55	0,45	-1,555	-0,625	-0,144	6,694	1,337	0,540
0,60	0,40	-1,555	-0,625	-0,144	6,694	1,337	0,540
0,65	0,35	-1,556	-0,622	-0,139	6,691	1,338	0,474
0,70	0,30	-1,558	-0,619	-0,134	6,687	1,339	0,407
0,75	0,25	-1,560	-0,615	-0,127	6,683	1,341	0,341
0,80	0,20	-1,563	-0,609	-0,117	6,677	1,344	0,274
0,85	0,15	-1,567	-0,602	-0,105	6,670	1,350	0,207
0,90	0,10	-1,572	-0,592	-0,087	6,660	1,359	0,139
0,95	0,05	-1,580	-0,572	-0,056	6,644	1,382	0,071

1,00 0,00 -1,620 -0,431 0,138 6,598 1,682 0,000

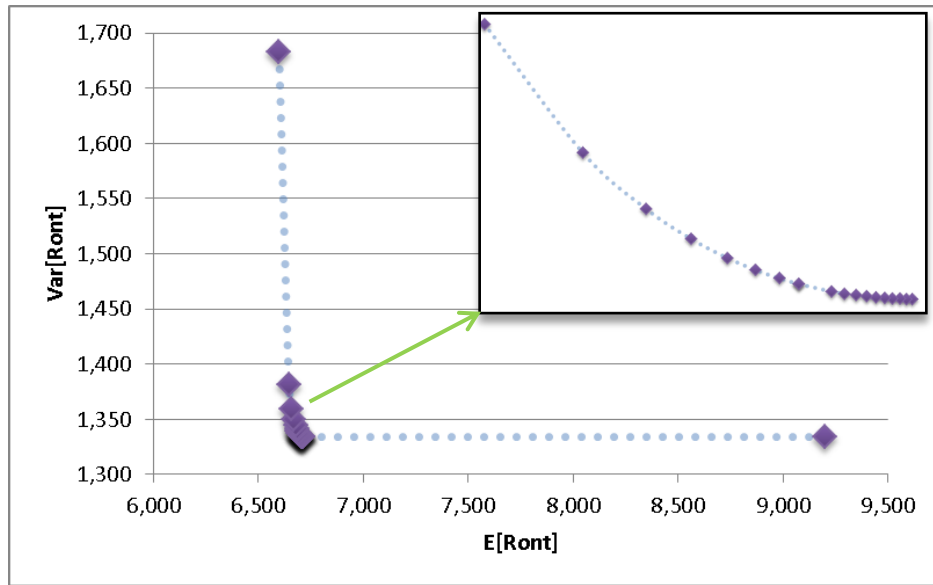


Figura 4.25 - Fronteira de Pareto para $E [Ron_t]$ x $Var [Ron_t]$

4.3.4. Componentes Principais para Rugosidades

A modelagem das equações do RPD acontece da mesma forma no uso de componentes como respostas. Desta forma, a resposta $PC (R_a x R_t)$ tem como modelo de média e variância as Equações 4.23 e 4.24, partindo do modelo de resposta do item 4.2, sendo possível definir os pontos ótimos de cada uma delas, bem como os valores de Nadir, tal como definido na Tabela 4.17.

$$E[PC(R_a x R_t)] = -0,209 - 0,428f_{za} - 0,680f_{zt} + 0,111 v_c + 0,450f_{za}^2 + 0,228f_{zt}^2 - 0,438 v_c^2 - 0,079f_{za} \cdot f_{zt} + 0,705 f_{za} \cdot v_c + 0,232f_{zt} \cdot v_c \tag{4.23}$$

$$E[PC(R_a x R_t)] = 1,025 - 0,001f_{za} - 0,001f_{zt} - 0,005 v_c + 0,009f_{za}^2 + 0,005f_{zt}^2 + 0,163 v_c^2 + 0,014f_{za} \cdot f_{zt} + 0,078 f_{za} \cdot v_c + 0,057f_{zt} \cdot v_c \tag{4.24}$$

Tabela 4.17- Matriz *Payoff* de $E [PC(RaxR_t)]$ x $Var [PC(RaxR_t)]$

$E [PC(RaxR_t)]$	-2,565	-0,210
$Var [PC(RaxR_t)]$	1,255	1,025

No entanto os valores de média e variância encontrados representam valores obtidos da modelagem dos componentes e não de valores reais. Logo eles são utilizados somente para determinar o alvo T da função objetivo e a região possível de otimização. A Equação 4.25 caracteriza a função que foi otimizada.

$$WMSE[PC(R_a x R_t)] = (w_1 E[PC(R_a x R_t)] + 2,565)^2 + w_2 Var[PC(R_a x R_t)] \tag{4.25}$$

Sujeito a: $X^T X \leq 2,828$

Assim feita a otimização, são encontrados os valores que minimizam a função dentro do intervalo da Matriz *Payoff* tal como a Tabela 4.18. Logo, a configuração das variáveis de controle obtidas a cada peso foi inserida nos modelos de média e variância de R_a e R_t para verificar os valores alcançados pela otimização de $PC(R_a \times R_t)$ nas respostas originais. Esses dados estão presentes na tabela abaixo bem como na Figura 4.26.

Percebe-se que os valores obtidos pelas respostas originais são coerentes com a otimização individual de cada uma delas, mantendo praticamente os mesmos valores de média e variância e obtendo valores para WMSE baixos, próximos de 1 a 0. Entretanto ainda existe a falha na fronteira própria do método de otimização.

Tabela 4.18 - Resultado da otimização de $E [PC(R_a \times R_t)] \times Var [PC(R_a \times R_t)]$ por WMSE

w_1	w_2	f_{za}	f_{zt}	v_c	E	Var	$WMSE$	E	Var	E	Var
					$[PC(R_a \times R_t)]$	$[PC(R_a \times R_t)]$		$[R_a]$	$[R_a]$	$[R_t]$	$[R_t]$
0,00	1,00	0,00	0,00	0,01	-0,21	1,03	1,03	0,12	1,11	1,34	0,93
0,05	0,95	0,95	1,17	-0,74	-1,81	1,04	1,02	0,11	1,11	1,10	0,93
0,10	0,90	0,94	1,09	-0,88	-2,00	1,06	0,99	0,10	1,11	1,08	0,93
0,15	0,85	0,92	1,03	-0,96	-2,12	1,08	0,95	0,10	1,11	1,06	0,93
0,20	0,80	0,91	0,99	-1,02	-2,19	1,09	0,90	0,10	1,11	1,05	0,93
0,25	0,75	0,89	0,96	-1,06	-2,25	1,10	0,85	0,10	1,11	1,04	0,93
0,30	0,70	0,88	0,93	-1,09	-2,29	1,11	0,80	0,10	1,11	1,04	0,93
0,35	0,65	0,87	0,90	-1,12	-2,33	1,12	0,75	0,10	1,11	1,03	0,93
0,40	0,60	0,86	0,88	-1,14	-2,36	1,13	0,69	0,10	1,11	1,03	0,93
0,45	0,55	0,85	0,87	-1,17	-2,38	1,14	0,64	0,10	1,11	1,02	0,93
0,50	0,50	0,84	0,85	-1,19	-2,40	1,14	0,58	0,10	1,11	1,02	0,93
0,55	0,45	0,83	0,83	-1,20	-2,42	1,15	0,53	0,10	1,11	1,02	0,93
0,60	0,40	0,82	0,82	-1,22	-2,44	1,16	0,47	0,10	1,11	1,01	0,93
0,65	0,35	0,81	0,80	-1,24	-2,46	1,16	0,41	0,10	1,11	1,01	0,93
0,70	0,30	0,80	0,78	-1,25	-2,47	1,17	0,36	0,10	1,11	1,01	0,93
0,75	0,25	0,79	0,77	-1,27	-2,48	1,17	0,30	0,10	1,11	1,01	0,93
0,80	0,20	0,78	0,75	-1,29	-2,50	1,18	0,24	0,10	1,11	1,00	0,93
0,85	0,15	0,77	0,73	-1,30	-2,51	1,19	0,18	0,10	1,11	1,00	0,93
0,90	0,10	0,75	0,71	-1,32	-2,53	1,20	0,12	0,10	1,11	1,00	0,93
0,95	0,05	0,73	0,68	-1,35	-2,54	1,21	0,06	0,10	1,11	1,00	0,93
1,00	0,00	0,65	0,59	-1,43	-2,57	1,25	0,00	0,09	1,11	0,99	0,93

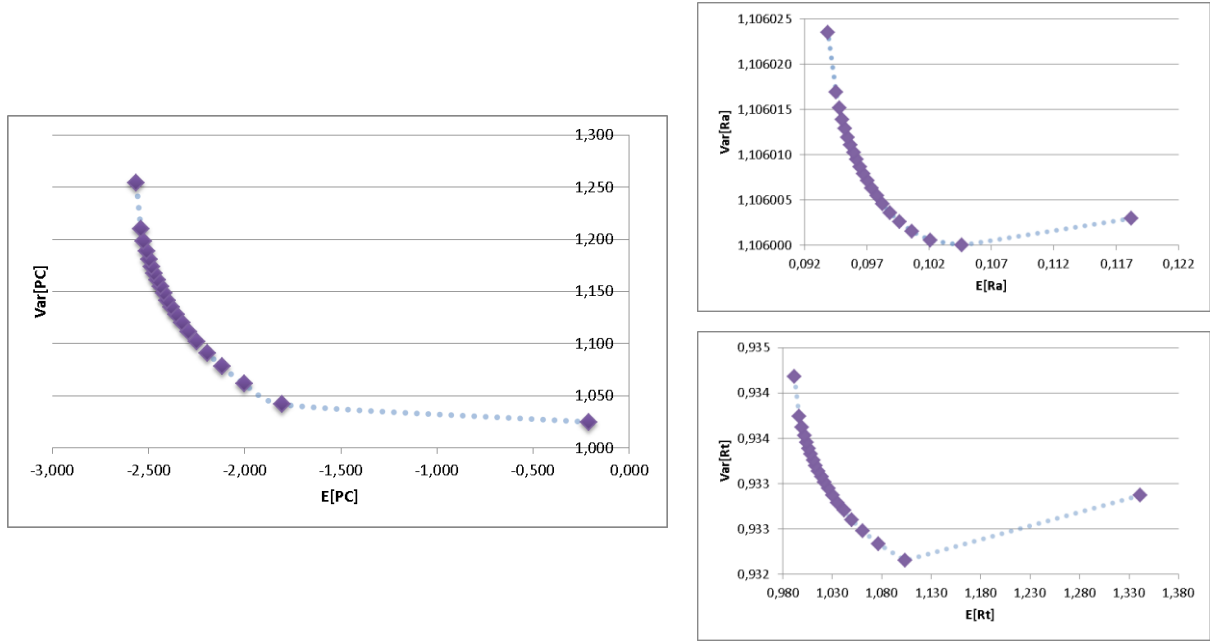


Figura 4.26 - Fronteira de Pareto para $E [F_r]$ x $Var [F_r]$

4.3.5. Componentes Principais para Força e Circularidade

Partindo do modelo de resposta do item 4.2 definido pelo $PC (F_r, xRon_t)$, as equações de média e variância do RPD foram definidas como as Equações 4.26 e 4.27.

$$E[PC(F_r, xRon_t)] = -0,079 + 0,895f_{za} - 0,741f_{zt} - 0,0876v_c - 0,044 f_{za}^2 + 0,142 f_{zt}^2 - 0,046 v_c^2 - 0,428 f_{za} \cdot f_{zt} - 0,008f_{za} \cdot v_c - 0,067f_{zt} \cdot v_c \quad (4.26)$$

$$Var[PC(F_r, xRon_t)] = 1,354 + 0,091f_{za} - 0,111f_{zt} - 0,118v_c + 0,046 f_{za}^2 + 0,069f_{zt}^2 - 0,077v_c^2 - 0,112f_{za} \cdot f_{zt} - 0,119f_{za} \cdot v_c + 0,146f_{zt} \cdot v_c \quad (4.27)$$

A partir delas foi definido a Matriz *Payoff* (Tabela 4.19) que representa o cenário possível de otimização conjunta entre média e variância. Sendo o valor ótimo da média, o alvo da função de otimização, representado pela Equação 4.28.

Tabela 4.19 - Matriz *Payoff* de $E [PC(F_r, xRon_t)]$ x $Var [PC(F_r, xRon_t)]$

$E [R_t]$	-1,715	-0,503
$Var [R_t]$	1,348	1,309

$$WMSE[R_t] = (w_1E[PC(F_r, xRon_t)] + 1,715)^2 + w_2Var[PC(F_r, xRon_t)] \quad (4.28)$$

$$\text{Sujeito a: } X^T X \leq 2,828$$

Considerando a função objetivo, os dados da otimização são apresentados pela Tabela 4.20 e Figura 4.27. Mas como ressaltado no item anterior, o componente não representa as respostas individuais e sim a combinação linear entre elas, sendo necessário transcrever os valores

obtidos nos modelos de resposta originais, ou seja, obter os valores de média e variância de F_r e Ron_t para cada uma das configurações de variáveis obtidas.

Tabela 4.20 - Resultado da otimização de $E [PC(F_r, xRon_t)] \times Var [PC(F_r, xRon_t)]$ por WMSE

w_1	w_2	f_{za}	f_{zt}	v_c	E		Var	$WMSE$	E		Var	
					$[PC(FrxRont)]$	$[PC(FrxRont)]$			$[Fr]$	$[Fr]$	$[Ront]$	$[Ront]$
0,00	1,00	-0,24	0,29	0,31	-0,50	1,31	1,31	1,31	28,04	1,72	9,14	1,34
0,05	0,95	-1,64	-0,21	-0,30	-1,64	1,31	1,24	1,24	19,76	2,43	6,81	1,45
0,10	0,90	-1,64	-0,20	-0,29	-1,64	1,31	1,18	1,18	19,74	2,42	6,81	1,46
0,15	0,85	-1,65	-0,20	-0,28	-1,64	1,31	1,11	1,11	19,72	2,41	6,81	1,47
0,20	0,80	-1,65	-0,20	-0,28	-1,65	1,31	1,05	1,05	19,70	2,40	6,80	1,48
0,25	0,75	-1,65	-0,19	-0,27	-1,65	1,31	0,98	0,98	19,68	2,39	6,80	1,49
0,30	0,70	-1,65	-0,19	-0,26	-1,65	1,31	0,92	0,92	19,65	2,38	6,80	1,50
0,35	0,65	-1,65	-0,18	-0,25	-1,65	1,31	0,85	0,85	19,63	2,37	6,80	1,51
0,40	0,60	-1,65	-0,18	-0,25	-1,66	1,31	0,79	0,79	19,60	2,36	6,79	1,52
0,45	0,55	-1,66	-0,18	-0,24	-1,66	1,31	0,72	0,72	19,58	2,35	6,79	1,53
0,50	0,50	-1,66	-0,17	-0,23	-1,66	1,31	0,66	0,66	19,55	2,34	6,79	1,55
0,55	0,45	-1,66	-0,17	-0,22	-1,66	1,31	0,59	0,59	19,52	2,33	6,79	1,56
0,60	0,40	-1,66	-0,16	-0,21	-1,67	1,31	0,53	0,53	19,49	2,32	6,78	1,58
0,65	0,35	-1,66	-0,16	-0,20	-1,67	1,31	0,46	0,46	19,46	2,31	6,78	1,60
0,70	0,30	-1,66	-0,15	-0,18	-1,67	1,31	0,39	0,39	19,43	2,29	6,78	1,62
0,75	0,25	-1,67	-0,14	-0,17	-1,68	1,31	0,33	0,33	19,39	2,28	6,78	1,65
0,80	0,20	-1,67	-0,13	-0,15	-1,68	1,31	0,26	0,26	19,34	2,26	6,77	1,68
0,85	0,15	-1,67	-0,12	-0,13	-1,69	1,32	0,20	0,20	19,29	2,23	6,77	1,72
0,90	0,10	-1,68	-0,11	-0,10	-1,69	1,32	0,13	0,13	19,22	2,20	6,77	1,78
0,95	0,05	-1,68	-0,08	-0,06	-1,70	1,32	0,07	0,07	19,13	2,16	6,77	1,88
1,00	0,00	-1,67	0,04	0,15	-1,72	1,35	0,00	0,00	18,79	1,96	6,82	2,49

Percebe-se que tanto graficamente quanto numericamente, essa otimização se afasta um pouco do que é obtido nas otimizações originais visto que os valores de variância obtidos são bem maiores para ambas as respostas. Assim, se a menor variância de ambas as respostas for desejada pelo experimentador, o único ponto possível é o do $w_1=0$, que prioriza a variância do componente. No entanto, não é possível escolher um ponto que leve ao menor valor de média de ambas as respostas, pois estes se encontram em regiões diferentes no cenário de otimização. Por exemplo, o menor ponto de média de F_r é em $w_1=1$, mas para Ron_t é em $w_1=0,95$. E ambos apresentam variâncias altas. Observa-se o *trade-off* entre as respostas que levam ao experimentador a escolher o ponto ótimo através de métodos específicos ou de priorização conforme a necessidade do processo.

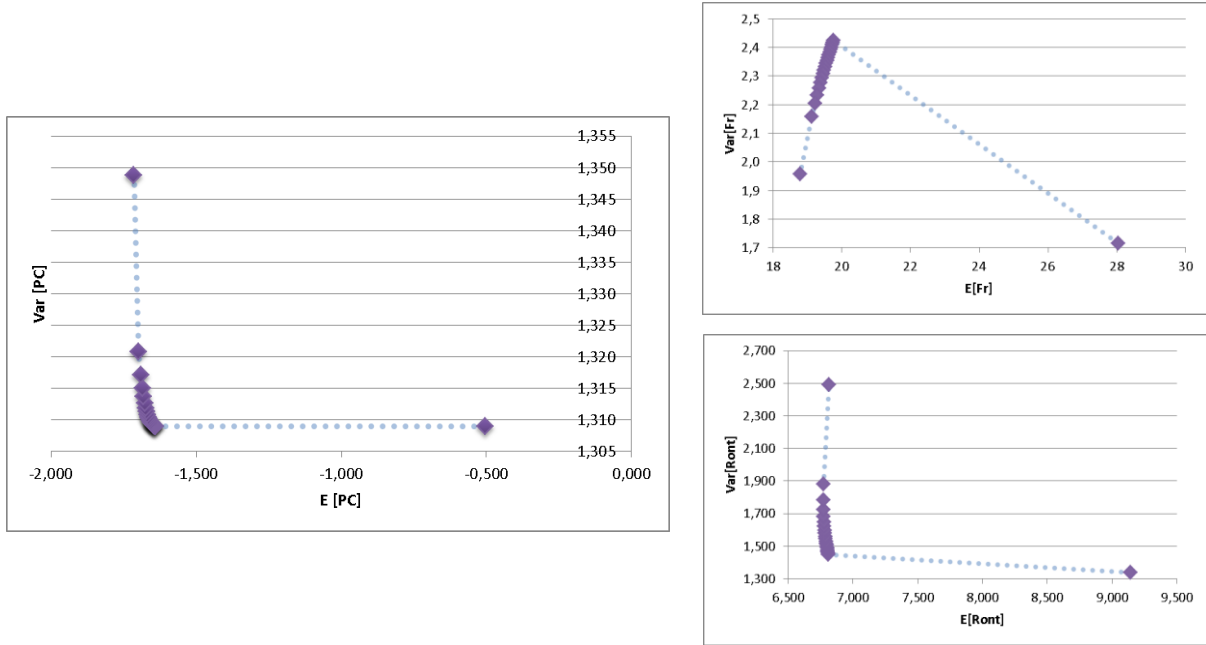


Figura 4.27 - Fronteira de Pareto para $E [PC(F_r, xRon_t)]$ x $Var [PC(F_r, xRon_t)]$

4.4. Otimizações biobjetivo

Inicialmente, foram realizadas otimizações biobjetivo através do método NBI-MSE, conforme Equação 4.29, entre os pares de respostas originais. Este método foi selecionado pelo fato de que o NBI apresenta uma fronteira de Pareto equispaçada, proporcionando uma gama de escolhas melhor distribuídas nas ponderações possibilitando melhores cenários ao experimentador. No entanto conforme Das e Dennis, (1998) e Messac *et al.* (2003), o NBI é mais eficiente quando trabalha com até três funções.

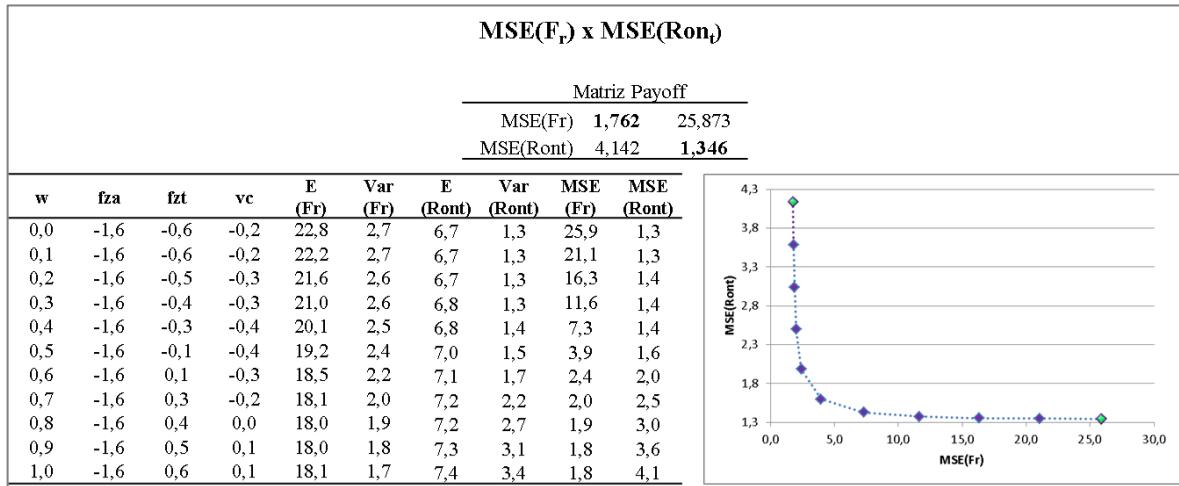
$$\begin{aligned}
 & \text{Min } \overline{MSE}_1(x) \\
 & \text{Sujeito a: } g_1(x) = \overline{MSE}_1(x) - \overline{MSE}_2(x) + 2w - 1 = 0 \quad (4.29) \\
 & \quad \quad \quad g_2(x) = x^T x \leq 2,828
 \end{aligned}$$

Deste modo, trabalhou-se com a função MSE visto que todas as respostas apresentam uma equação de média e uma de variância. Assim, os quadros abaixo apresentam os cenários de otimização possíveis entre as respostas originais, constando a matriz *Payoff*, a tabela com os valores de média e variância de cada resposta e os respectivos MSE's, além das projeções das fronteiras de Pareto obtidas através dos pontos encontrados.

Percebe-se que algumas otimizações oferecem cenários bons quando da otimização conjunta da minimização de seus erros médios quadráticos. O Quadro 4.1 que apresenta a otimização do MSE de F_r e Ron_t , encontra pontos ótimos com médias abaixo das otimizações individuais, no entanto se observado as variâncias, essas encontram-se mais altas, sendo necessário ao experimentador escolher entre uma das funções para priorizar ou a força radial ou a

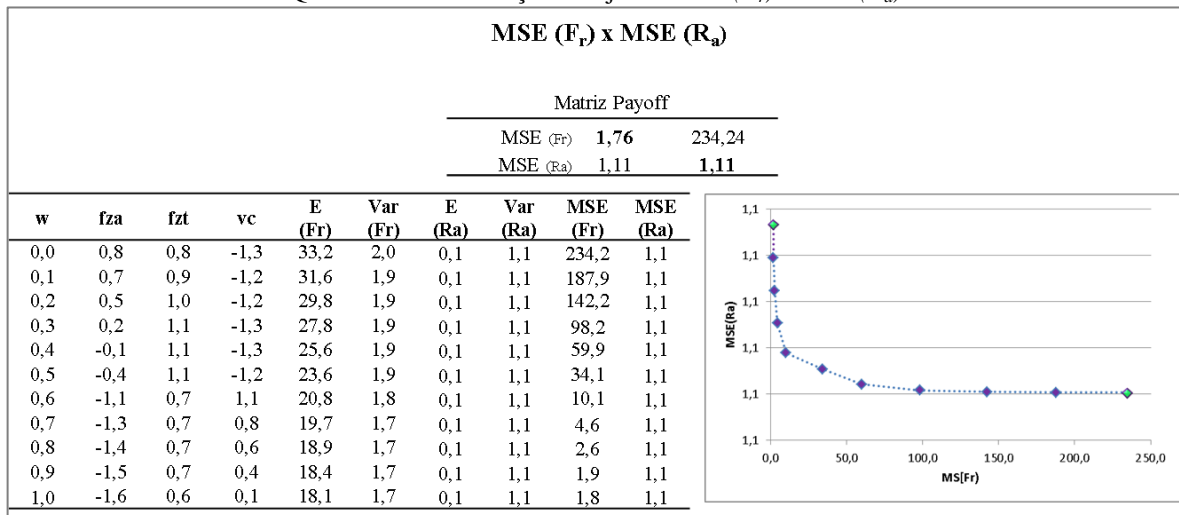
circularidade, os pontos que levam a menores valores de média e variância estão localizados nos dois extremos da fronteira. Por exemplo, se a prioridade for o menor valor de F_r , tanto para média quanto para variância, a melhor configuração se encontra no ponto em que $w= 1$, no qual o $MSE (F_r)$ é o mínimo.

Quadro 4.1 - Otimização biobjetivo $MSE (F_r)$ x $MSE (Ron_t)$



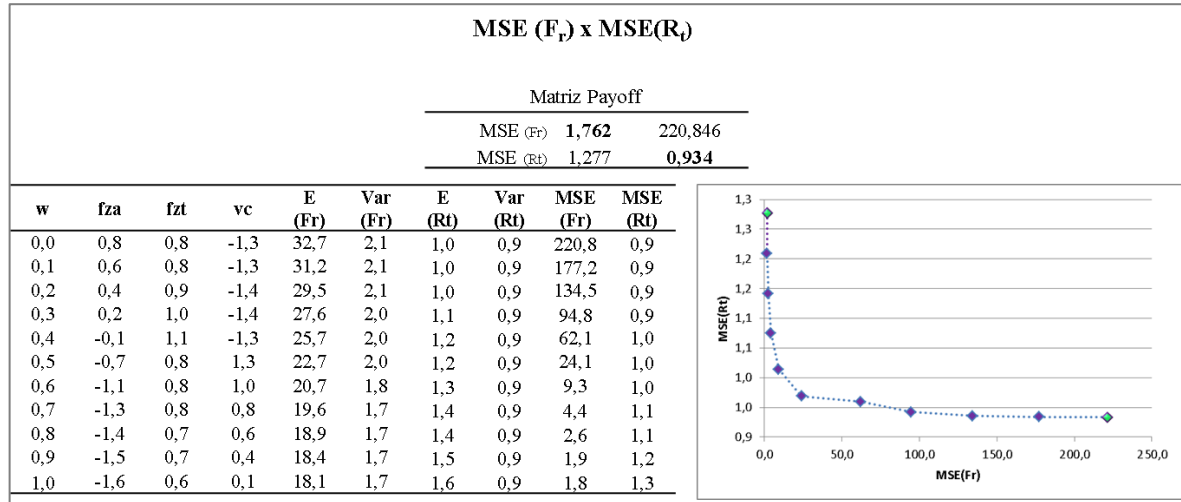
Analisando o Quadro 4.2, que mostra os dados de $MSE (F_r)$ x $MSE (R_a)$, tem-se uma perspectiva diferente, pois os a variação dos valores de mínimo e máximo de um MSE para o outro é muito alta. Em um MSE tem-se uma amplitude de cerca de 233 unidades do valor mínimo para o máximo e no outro tem variação praticamente nula visto que esta ocorre a partir da quarta casa decimal, conforme as unidades de cada resposta. Logo nesta otimização, devido às unidades serem bem diferentes, uma relacionada à Newtons, que equivale a $kg.m/s^2$ e a outra a μm , os valores não se diferenciam muita para a rugosidade, visto que ela se mantém estável, variando assim somente a força radial.

Quadro 4.2 - Otimização biobjetivo $MSE (F_r)$ x $MSE (R_a)$



O mesmo ocorre no Quadro 4.3 que representa a otimização do $MSE (F_r) \times MSE (R_t)$. No entanto, neste caso percebe-se uma pequena variação da rugosidade total, sendo possível encontrar a região que prioriza uma função ao invés da outra. Entretanto, em ambos casos apresentados, os pontos ótimos mais indicados estão entre os pesos de 0,6 a 1, uma vez que a variância de F_r nesta região é menor que a variância máxima da força radial encontrada na otimização individual que é $Var (F_r)= 1,8$.

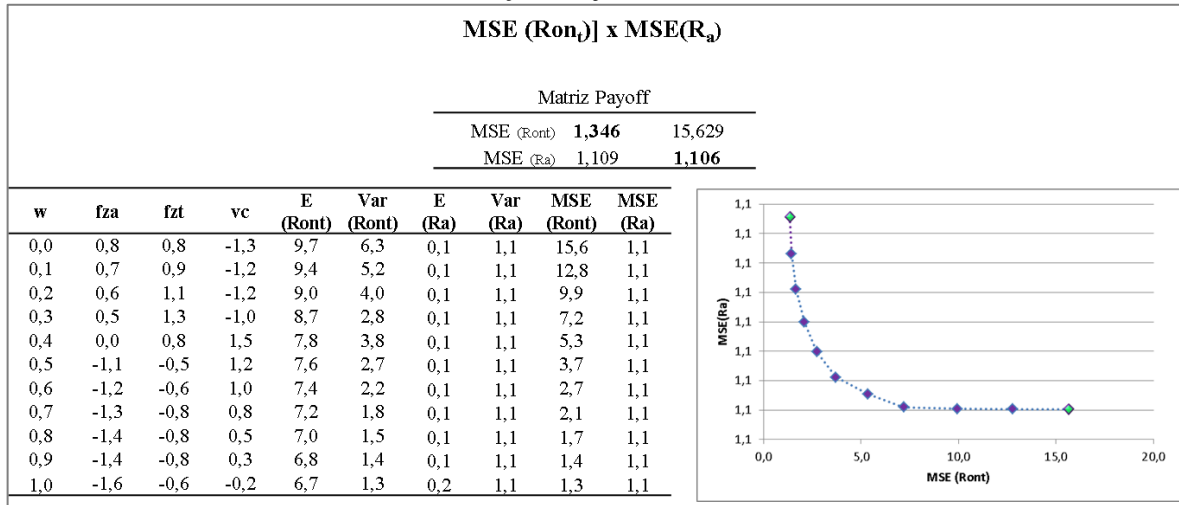
Quadro 4.3 - Otimização biobjetivo $MSE (F_r) \times MSE (R_t)$



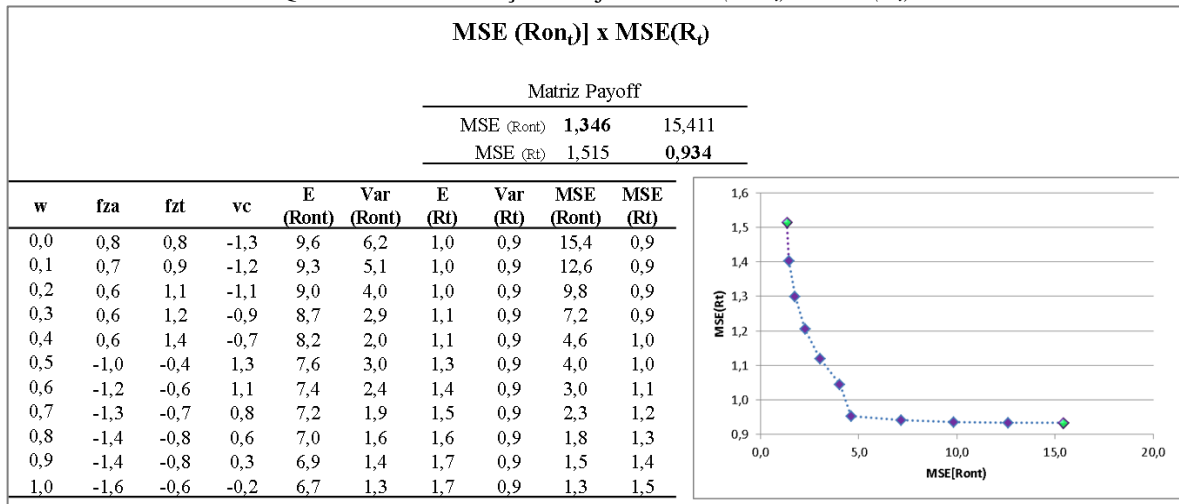
A otimização do $MSE (Ron_t)$ em conjunto com o MSE das rugosidades representadas nos Quadros 4.4 e 4.5, apresentam valores de variância muito altos para Ron_t quando se prioriza as funções de Rugosidade, mesmo que elas aparentemente se mantenham praticamente constantes. Isso ocorre novamente devido à diferença de unidade e também a falta de correlação entre elas. Sendo indicado a escolha de pontos ótimos apenas aqueles que se encontram a partir do peso $w= 0,8$ para ambas otimizações, visto que a partir deste ponto estão presentes os valores de variância iguais ou abaixo do valor máximo de Ron_t obtido na otimização individual, sendo $Var(Ron_t)= 1,6$.

No caso da otimização do $MSE (R_a)$ e $MSE (R_t)$, percebe-se pelo Quadro 4.6 que a otimização atinge praticamente os mesmos valores para cada resposta, sendo a variação praticamente nula, visto que ocorre a partir da sexta casa decimal dos MSE's. A parte destacada em vermelho apresenta os pontos gerados que começaram a não atender a restrição g_1 da função objetivo. Podemos atribuir a esse fato a questão da correlação alta entre as respostas que perde sua estrutura ao otimizar as respostas separadamente. Desta forma torna-se necessário, realizar o processo considerando a correlação entre as respostas tal como apresentado no item seguinte.

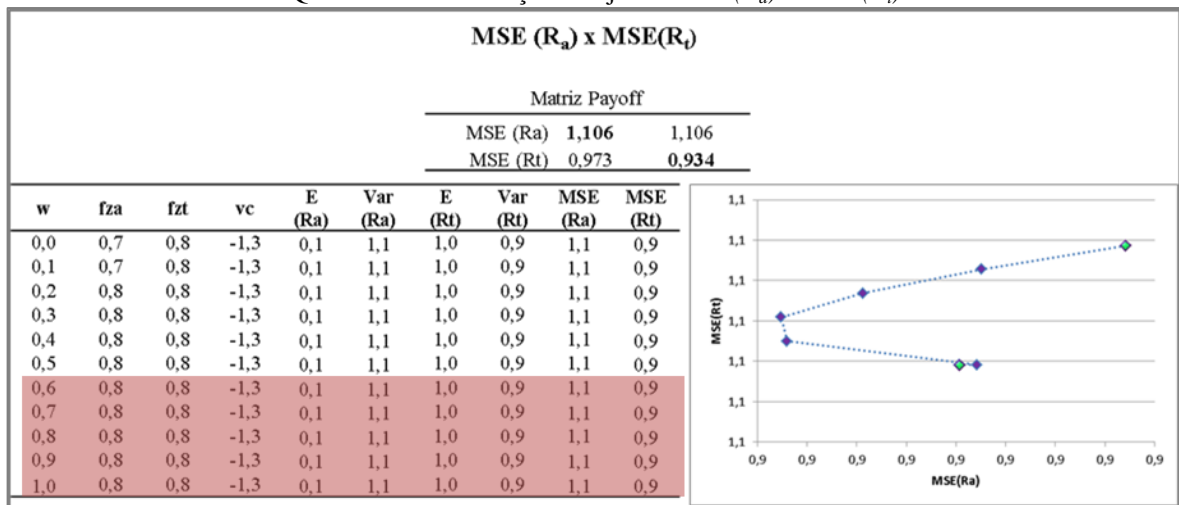
Quadro 4.4 - Otimização biobjetivo $MSE(R_{ont}) \times MSE(R_a)$



Quadro 4.5 - Otimização biobjetivo $MSE(R_{ont}) \times MSE(R_t)$



Quadro 4.6 - Otimização biobjetivo $MSE(R_a) \times MSE(R_t)$



4.5. Otimizações multivariadas

Com intuito de não perder a estrutura de correlação a otimização multivariada foi realizada através do método MSE-NBI, visto que este explora melhor as regiões da fronteira de Pareto, ampliando as opções de escolha dentre os *trade-offs*. Desta forma, são apresentados a seguir alguns cenários de otimização multivariada conforme as respostas estudadas.

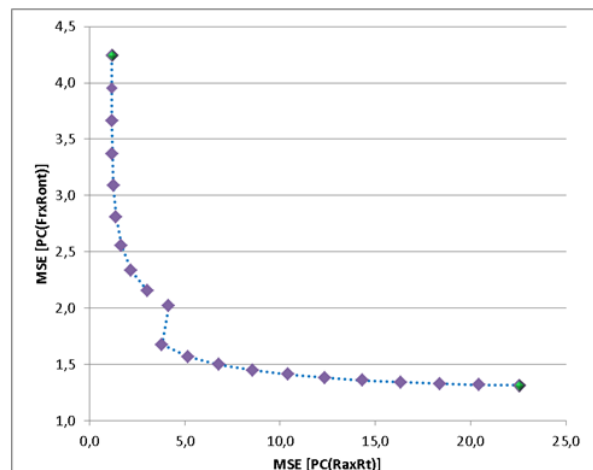
A princípio, com intuito de resolver todos os problemas relativos à perda da estrutura de correlação, o método MSE-NBI foi aplicado em cima das duas respostas obtidas da metodologia PCA formulado conforme a Equação 4.29, apresentando como resultado os dados presentes no Quadro 4.7.

Quadro 4.7 - Otimização dual multivariada NBI-MSE [PC(R_a,R_t)] x [PC(F_r,xRon_t)]

MSE [PC(R _a ,R _t)] x MSE PC(F _r ,xRon _t)													
w	fza	fzt	vc	MSE [PC(RaxRt)]	MSE [PC(FrxRon)]	E (Ra)	Var (Ra)	E (Rt)	Var (Rt)	E (Ront)	Var (Ront)	E (Fr)	Var (Fr)
0,0	-1,7	-0,2	-0,2	22,5	1,3	0,1	1,1	1,7	0,9	6,8	1,5	19,6	2,3
0,1	-1,7	-0,3	0,1	20,4	1,3	0,1	1,1	1,7	0,9	6,6	1,8	20,3	2,2
0,1	-1,6	-0,3	0,2	18,4	1,3	0,1	1,1	1,7	0,9	6,6	2,0	20,7	2,1
0,2	-1,6	-0,3	0,4	16,3	1,3	0,1	1,1	1,6	0,9	6,6	2,2	21,0	2,0
0,2	-1,6	-0,3	0,5	14,3	1,4	0,1	1,1	1,6	0,9	6,7	2,5	21,1	1,9
0,3	-1,5	-0,3	0,7	12,3	1,4	0,1	1,1	1,5	0,9	6,8	2,8	21,3	1,9
0,3	-1,5	-0,2	0,8	10,4	1,4	0,1	1,1	1,5	0,9	6,9	3,2	21,4	1,8
0,4	-1,4	-0,1	0,9	8,6	1,4	0,1	1,1	1,4	0,9	7,0	3,6	21,5	1,7
0,4	-1,3	0,0	1,0	6,8	1,5	0,1	1,1	1,4	0,9	7,1	4,0	21,7	1,7
0,5	-1,2	0,1	1,2	5,2	1,6	0,1	1,1	1,3	0,9	7,3	4,5	22,0	1,7
0,5	-1,0	0,3	1,3	3,8	1,7	0,1	1,1	1,2	0,9	7,5	4,9	22,7	1,7
0,6	0,0	1,7	-0,1	4,2	2,0	0,1	1,1	1,2	0,9	7,8	1,7	25,6	1,8
0,6	0,0	1,6	-0,5	3,0	2,2	0,1	1,1	1,2	0,9	8,2	1,3	25,8	1,7
0,7	0,1	1,5	-0,8	2,2	2,3	0,1	1,1	1,2	0,9	8,4	1,5	26,4	1,7
0,7	0,2	1,3	-1,0	1,7	2,6	0,1	1,1	1,1	0,9	8,6	2,0	27,3	1,7
0,8	0,4	1,2	-1,1	1,4	2,8	0,1	1,1	1,1	0,9	8,8	2,7	28,3	1,8
0,8	0,5	1,1	-1,1	1,3	3,1	0,1	1,1	1,1	0,9	8,9	3,4	29,3	1,8
0,9	0,6	1,1	-1,2	1,2	3,4	0,1	1,1	1,0	0,9	9,1	4,0	30,3	1,8
0,9	0,7	1,0	-1,2	1,2	3,7	0,1	1,1	1,0	0,9	9,2	4,6	31,3	1,9
1,0	0,8	0,9	-1,2	1,2	4,0	0,1	1,1	1,0	0,9	9,3	5,2	32,2	1,9
1,0	0,8	0,8	-1,2	1,2	4,2	0,1	1,1	1,0	0,9	9,4	5,7	32,9	1,9

Matriz Payoff

MSE [Pc(Ra e Rt)]	1,168	22,527
MSE [PC(Ront e Fr)]	4,247	1,313



Observa-se pelos dados que aparentemente existem duas regiões distintas na fronteira que ora priorizam uma função ora priorizam a outra, visto o salto apresentado no ponto de peso 0,55. A Figura 4.28 mostra os valores de média e variância para cada resposta nos pontos ótimos obtidos, considerando o eixo horizontal como sendo os valores de média e o eixo vertical os valores de variância. Com intuito de entender o que representa esse salto na fronteira, os valores foram divididos em dois grupos, sendo o primeiro com pontos obtidos dos pesos 0 a 0,5 (pontos de cor verde) e a segunda 0,55 a 1 (pontos de cor vermelha). Assim percebe-se que os pontos em verde priorizam mais a função do MSE que representa força radial e circularidade, reduzindo os valores médios de cada uma das respostas, no entanto permitindo valores altos de variância. Da mesma forma, os pontos em vermelho, caracterizados pela região que minimiza o MSE das rugosidades, observa-se baixos valores de R_a e R_t tanto para média quanto para a variância. Pode-se dizer ainda que nessa região apesar dos valores médios de F_r serem maiores, a variância mantém-se mais constante.

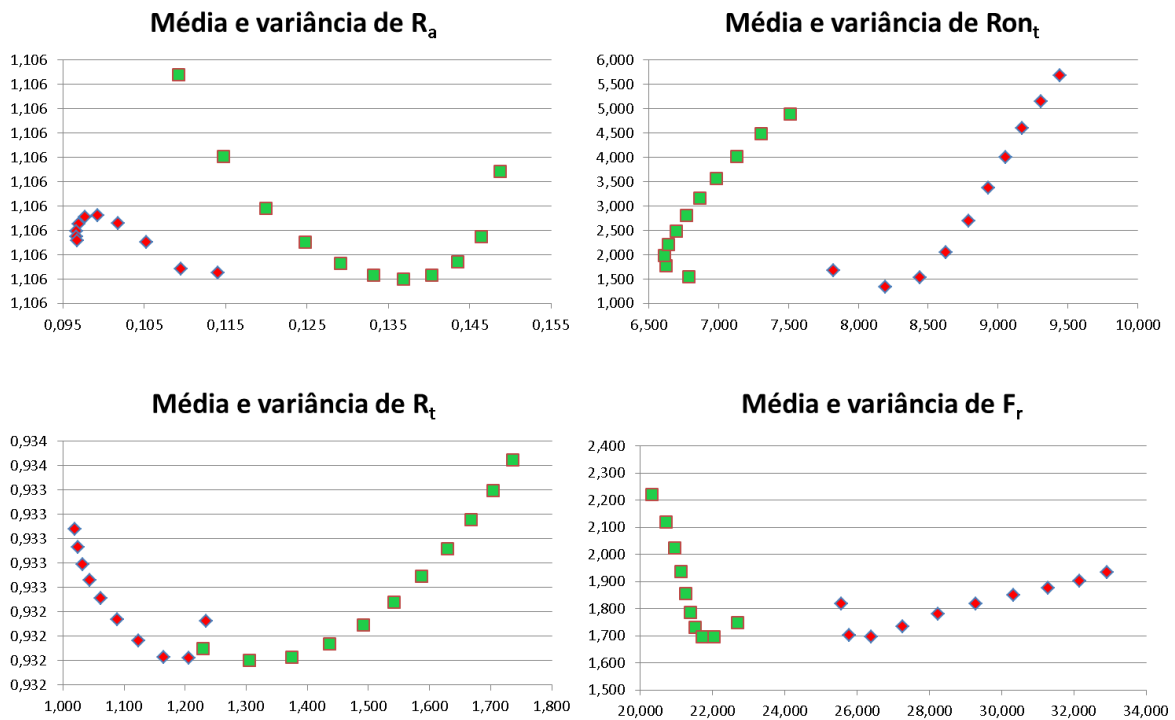
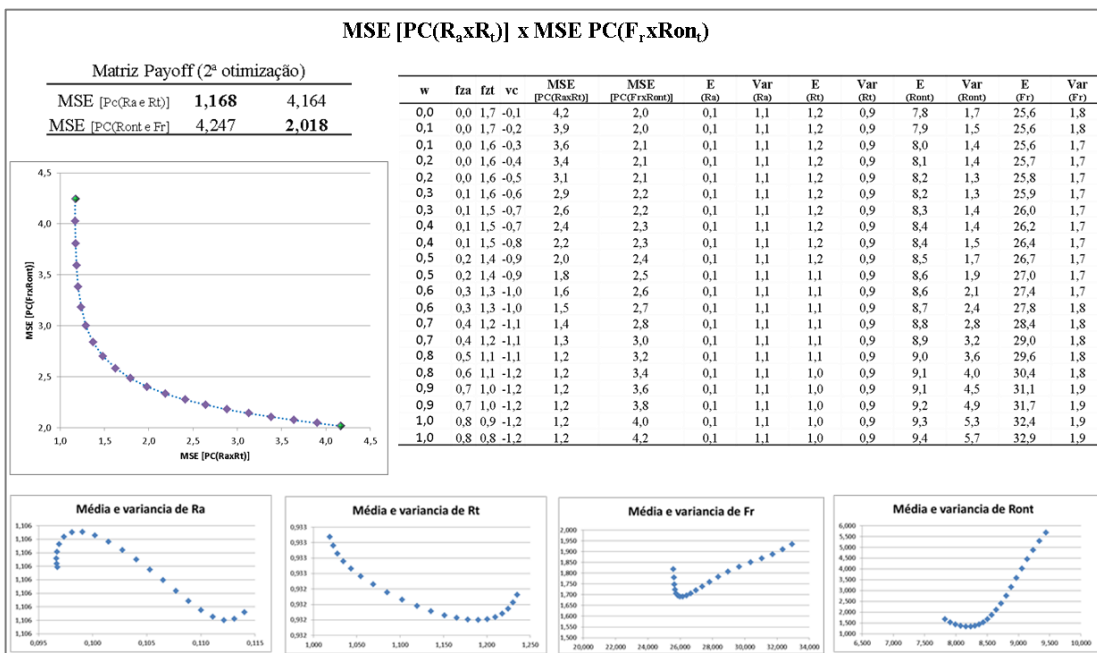


Figura 4.28 - Resultado da otimização $NBI-MSE [PC(R_{ax}R_t)] \times [PC(F_r, xR_{on_t})]$ nas respostas originais

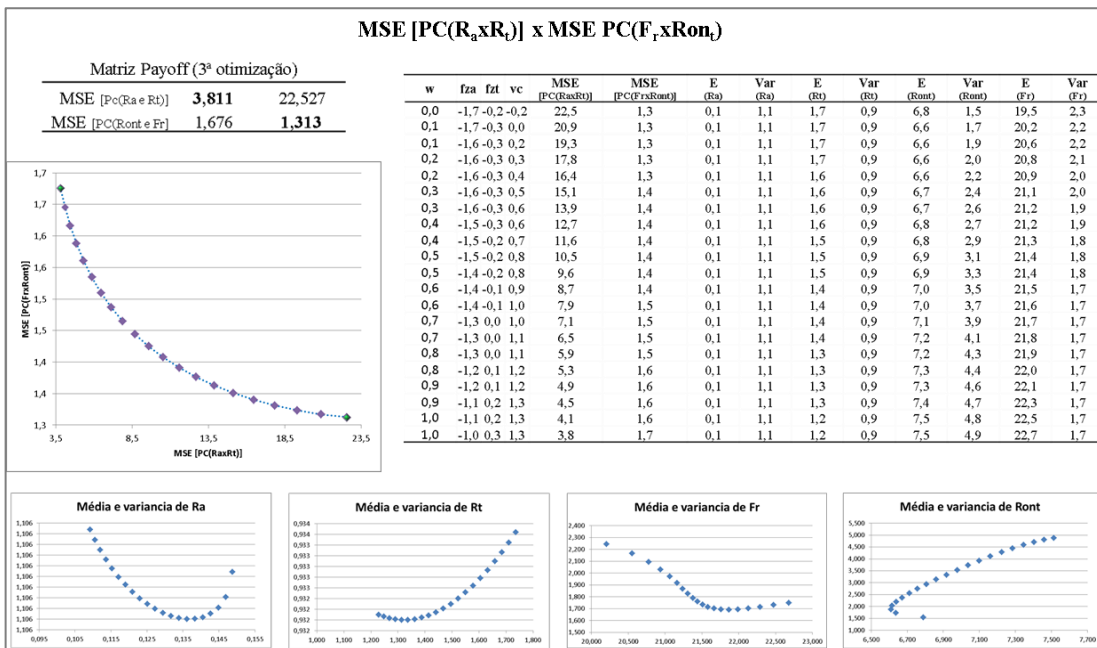
Verificando o comportamento da otimização neste conjunto de dados foi realizada duas novas otimizações partindo dos pontos de ancoragem definidos pelos extremos dos dois grupos. Desta forma o Quadro 4.8 e 4.9 definem as duas matrizes *Payoff* formadas pelos pontos obtidos com os pesos $w= 0$ e $w= 0,5$ para a segunda otimização e $w= 0,55$ e $w= 1$ para a terceira otimização, bem como os valores obtidos na otimização de cada configuração.

Percebe-se pelas informações dos quadros abaixo que mudando os pontos de ancoragem é possível obter pontos em sequência para ambas as respostas estudadas, sendo evidente que na opção utilizada no Quadro 4.8, os valores médios de F_r e Ron_t são maiores, visto que R_a e R_t são priorizados. No entanto os valores de variância de F_r são mantidos mais baixos. A configuração do Quadro 4.9, permite valores médio mais baixos de força e circularidade, com pouca variação em valores de R_a e R_t , visto que a magnitude de ambos é baixa. Porém apresenta valores mais altos de variância para F_r . Percebe-se que a resposta Ron_t é uma resposta mais instável visto os valores de variância obtidos nas otimização multivariadas.

Quadro 4.8 - Segunda tentativa de otimização dual multivariada $NBI-MSE [PC(R_a, R_t)] \times [PC(F_r, Ron_t)]$



Quadro 4.9 - Terceira tentativa de otimização dual multivariada $NBI-MSE [PC(R_a, R_t)] \times [PC(F_r, Ron_t)]$



Visto as conclusões retiradas dos testes acima, optou-se por tentar uma otimização individual de F_r e R_{on_t} através do MSE, considerando que R_{on_t} aparece com muita variabilidade na otimização conjunta e retirar a resposta de componente principal referente às rugosidades PC ($R_a \times R_t$) uma vez que os valores são muito baixos e que a variabilidade em torno deles é praticamente a mesma e inserir a equação de média e variância como sendo restrições adicionais do problema de otimização como apresentado na Equação 4.30. Estes pontos foram selecionados conforme os pontos máximos de $E [PC(R_a \times R_t)]$ e $Var [PC (R_a \times R_t)]$ encontrados na configuração utilizada na terceira otimização afim de tentar manter os valores de R_a e R_t menores que 0,159 e 1,736, respectivamente, conforme apresentado no Quadro 4.10.

$$\begin{aligned}
 & \text{Min } \overline{MSE}_{Fr} (x) \\
 & \text{Sujeito a: } g_1(x) = \overline{MSE}_{Fr} (x) - \overline{MSE}_{Ront}(x) + 2w - 1 = 0 \\
 & \quad g_2(x) = x^T x \leq 2,828 \tag{4.30} \\
 & \quad g_3(x) = E[PC(R_a \times R_t)] \leq 2,064 \\
 & \quad g_4(x) = Var [PC(R_a \times R_t)] \leq 1,229
 \end{aligned}$$

Quadro 4.10 - Origem das restrições g_3 e g_4 para otimização $NBI-MSE (Fr) \times (Ron_t)$

Matriz Payoff (3ª otimização)				MSE [PC($R_a \times R_t$)] x MSE PC($F_r \times Ron_t$)									
	MSE [Pc(Ra e Rt)]			w	fza	fzt	vc	MSE [PC(RaRt)]	MSE [PC(FrRon)]	E [PC(RaRt)]	Var [PC(RaRt)]	E [PC(FrRon)]	Var [PC(FrRon)]
MSE [Pc(Ra e Rt)]	3,811	22,527		0,0	-1,7	-0,2	-0,2	22,5	1,3	2,064	1,099	-1,7	1,3
MSE [PC(Ront e Fr)]	1,676	1,313		0,1	-1,7	-0,3	0,1	20,9	1,3	1,886	1,057	-1,7	1,3
				0,1	-1,6	-0,3	0,2	19,3	1,3	1,710	1,040	-1,7	1,3
				0,2	-1,6	-0,3	0,4	17,8	1,3	1,535	1,031	-1,6	1,3
				0,2	-1,6	-0,3	0,5	16,4	1,3	1,362	1,026	-1,6	1,3
				0,3	-1,5	-0,3	0,7	15,1	1,4	1,190	1,025	-1,6	1,3
				0,3	-1,5	-0,2	0,8	13,9	1,4	1,019	1,027	-1,6	1,3
				0,4	-1,4	-0,1	0,9	12,7	1,4	0,849	1,031	-1,6	1,4
				0,4	-1,3	0,0	1,0	11,6	1,4	0,682	1,038	-1,6	1,4
				0,5	-1,2	0,1	1,2	10,5	1,4	0,517	1,047	-1,5	1,4
				0,5	-1,0	0,3	1,3	9,6	1,4	0,355	1,057	-1,5	1,4
				0,6	0,0	1,7	-0,1	8,7	1,4	0,196	1,069	-1,5	1,4
				0,6	0,0	1,6	-0,5	7,9	1,5	0,042	1,083	-1,5	1,4
				0,7	0,1	1,5	-0,8	7,1	1,5	-0,108	1,098	-1,5	1,4
				0,7	0,2	1,3	-1,0	6,5	1,5	-0,252	1,114	-1,5	1,4
				0,8	0,4	1,2	-1,1	5,9	1,5	-0,390	1,131	-1,4	1,5
				0,8	0,5	1,1	-1,1	5,3	1,6	-0,520	1,150	-1,4	1,5
				0,9	0,6	1,1	-1,2	4,9	1,6	-0,643	1,169	-1,4	1,5
				0,9	0,7	1,0	-1,2	4,5	1,6	-0,757	1,189	-1,4	1,5
				1,0	0,8	0,9	-1,2	4,1	1,6	-0,863	1,209	-1,3	1,5
				1,0	0,8	0,8	-1,2	3,8	1,7	-0,958	1,229	-1,3	1,5

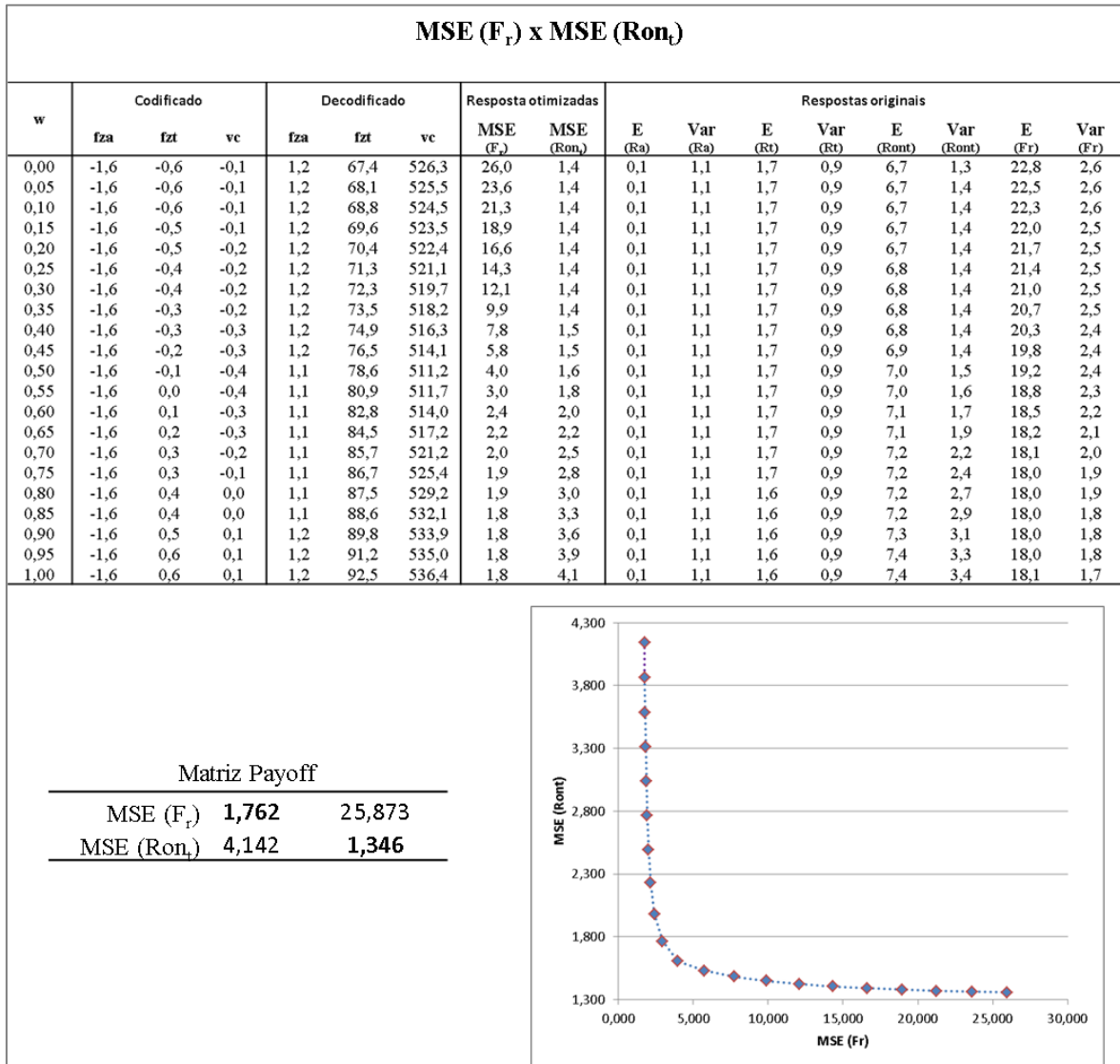
w=0	E(x)	Var(x)
R_a	0,15	1,11
R_t	1,74	0,93
F_r	19,55	2,34
R_{on_t}	6,79	1,55

w=1	E(x)	Var(x)
R_a	0,11	1,11
R_t	1,23	0,93
F_r	22,68	1,75
R_{on_t}	7,51	4,98

Considerando a formulação, a otimização foi então realizada conforme apresentado no Quadro 4.11. Percebe-se que os valores médios de força radial e circularidade se encontram na mesma faixa obtida para a otimização de $NBI-MSE (F_r) \times (Ron_t)$ sem as restrições de rugosidade. No entanto, buscou-se inserir a componente de rugosidade de forma a aumentar a robustez da otimização, visto que as respostas de rugosidade e circularidade representam parâmetros importantes de características de produto. Os valores médios encontrados de R_a

estão estáveis ao longo da otimização, alcançando o seu valor mínimo, conforme apresentado no Quadro 4.10. Já os valores médios de R_t , estão próximos do valor mais alto presente no Quadro 4.10. As restrições adicionais relativas as rugosidade, geraram ligeiras mudanças na magnitude de valores encontrados para as variáveis de controle quando comparado aos valores encontrados na otimização apresentada no Quadro 4.1 com a do Quadro 4.11. Logo, desta forma, é possível definir uma faixa de valores de rugosidade com a qual se pretende alcançar no processo real e aplicar estes valores como restrições das otimizações principais.

Quadro 4.11 - Otimização $NBI-MSE (Fr) \times (Ron_t)$, com restrição de PC ($R_a \times R_t$)



Todos os cenários apresentados acima representam soluções Pareto ótimas para o processo de alargamento de furos por fresamento helicoidal no alumínio 7075. Mas para verificar a capacidade do modelo de resposta e da otimização um ponto foi escolhido na configuração obtida na quarta otimização, representada pelo Quadro 4.15. Apesar de existirem

metodologias para o cálculo do melhor ponto, buscou-se neste caso atender uma necessidade específica visto que situações assim ocorrem tanto no meio acadêmico como no industrial.

Deste modo priorizou-se a resposta de Ron_t , visto que ela é mais instável que F_r . Observa-se que os pontos extremos levam a melhoria específica de cada uma das funções, porém no sentido inverso. Logo dentre os pontos medianos, o ponto $w= 0,45$ selecionado uma vez que os pontos com pesos mais próximos a zero levam a valores mais baixos de Ron_t .

4.6. Experimentos de confirmação

Os experimentos de confirmação foram realizados como forma de verificar a robustez obtida para o processo mediante as soluções ótimas encontradas nos cenários acima. Par tanto, a configuração apresentada na Tabela 4.21 foi utilizada para realizar o teste considerando um caso de priorização do desvio de circularidade. No teste, as variáveis de controle permanecem fixas e a variável de ruído altera conforme os três níveis previamente estabelecidos. O intuito é que não exista variação de médias independente do nível de ruído.

Tabela 4.21- Solução ótima

w	f_{za}	f_{zt}	v_c	MSE (F_r)	MSE (Ron_t)	E (F_r)	Var (F_r)	E (Ron_t)	Var (Ron_t)	E [$PC_{(RaxRt)}$]	Var [$PC_{(RaxRt)}$]
0,45	1,2	76,5	514	5,762	1,530	19,783	2,411	6,897	1,441	2,064	1,117

Para definir o tamanho de amostra capaz de registrar a variação do ruído, foi utilizado um recurso do software MiniTab® chamado *Power and Sample Size / One Way ANOVA*, no qual é possível obter o número de amostras através da diferença máxima que se deseja alcançar, do desvio padrão e do poder do teste. Assim, visto que somente Ron_t apresenta o ruído como termo significativo, os dados deste modelo foram coletados gerando os dados da Figura 4.29. O valor de máxima diferença foi definido como sendo o efeito do coeficiente linear do ruído ($2 \times 0,745$) e o desvio padrão, definido através da variância encontrada na otimização desconsiderando o erro experimental (0,327). Com esses dados, um poder do teste de 99,89%, indica que 4 amostras de medições de Ron_t , são suficientes para que seja detectada uma variação de 1,52 nos níveis de ruído.

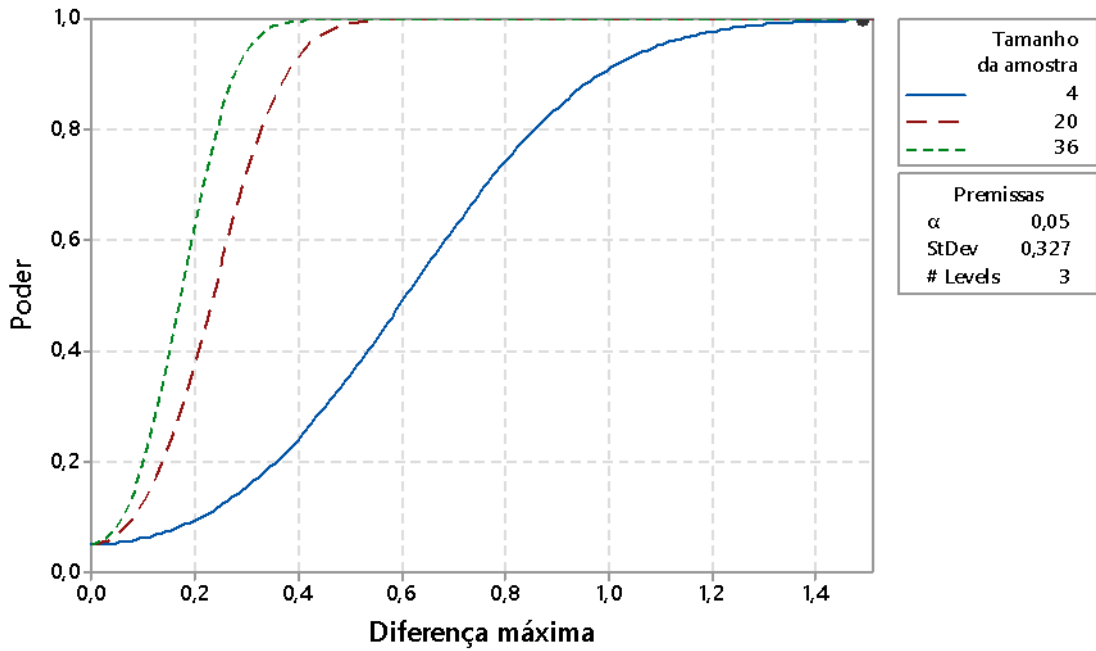


Figura 4.29 - Resultado da curva de poder para R_{on_t}

Tendo em vista que são necessárias quatro amostras para detectar a variação do ruído em R_{on_t} , o planejamento experimental foi definido mantendo fixas as variáveis de controle estabelecidas pela otimização e variando os níveis de ruído. Desta forma, foram realizados 12 experimentos aleatorizados, visto os três posições de balanço com quatro replicações. As medições de cada resposta foram feitas seguindo o modo descrito no capítulo 3 e os resultados são apresentados na Tabela 4.22

Tabela 4.22 - Experimento de Confirmação

Ordem padrão	f_{za}	f_{zt}	v_c	l_{to}	R_{on_t}	F_r	R_a	R_t	
1	1,2	76,5	514	37	7,77	19,79	0,11	1,40	
2	1,2	76,5	514	37	8,65	23,07	0,13	1,25	
3	1,2	76,5	514	37	8,64	20,08	0,13	1,56	
4	1,2	76,5	514	37	9,50	20,04	0,13	1,68	
5	1,2	76,5	514	47	9,34	21,84	0,14	1,42	
6	1,2	76,5	514	47	6,75	21,34	0,12	1,65	
7	1,2	76,5	514	47	7,14	22,72	0,11	1,27	
8	1,2	76,5	514	47	6,06	21,58	0,14	1,42	
9	1,2	76,5	514	42	7,10	21,86	0,10	1,04	
10	1,2	76,5	514	42	6,16	20,10	0,14	1,55	
11	1,2	76,5	514	42	7,20	22,38	0,11	1,30	
12	1,2	76,5	514	42	9,07	20,06	0,12	1,46	
					<i>Média</i>	7,78	21,24	0,12	1,42

Os valores médios de cada experimento foram calculados, sendo possível observar que eles estão próximos dos definidos na otimização para Ron_t e F_r . É possível verificar que existe variação quantitativa entre as respostas, mas o intuito é verificar se estatisticamente, essa variação também existe.

4.6.1. Validação da metodologia

Para validar a metodologia aplicada foi feito o teste de médias para cada nível com intuito de verificar se existe diferença entre as médias, visto a variação dos níveis. Para tal foi utilizado o teste de correlação de Pearson para verificar se as respostas eram correlacionadas, pois caso fossem uma análise multivariadas deveria ser aplicado.

Visto que não foi encontrada correlação, as respostas foram analisadas uma a uma para o teste de médias pelo método *ANOVA One Way*, o qual define que se $p\text{-valor} > \alpha$ ($\alpha = 0,05$), não rejeitamos a hipótese nula, ou seja, as médias são iguais. Da mesma forma o teste para variâncias iguais, também define que se $p\text{-valor} > \alpha$, não existe evidencia de que as variâncias são diferentes. Desta forma a Tabela 4.23 apresenta os p-valores obtidos para cada resposta, considerando os dois testes e a Figuras 4.30 ilustra como foi o comportamento de cada resposta visto a variação dos níveis de ruído.

Tabela 4.23 - Teste de médias e variâncias obtidos pelo *ANOVA One Way*

	<i>P-valor</i>	Ron_t	F_r	R_a	R_t
Média	Análise de Variância	0,244	0,428	0,672	0,111
Variância	<i>Multiple Comparisons</i>	0,549	0,316	0,749	0,790
	<i>Levenes</i>	0,803	0,626	0,569	0,619

Pelos *Boxplots* percebemos que ao alterar o nível do ruído, as resposta apresentam comportamento diferenciado. No entanto, como todos os p-valores obtidos pelos testes são maiores que o nível de significância α , podemos dizer que estatisticamente não existe diferença entre as médias e as variâncias apresentadas para cada fator independentemente das respostas. Consequentemente é possível afirmar que o processo se tornou robusto a variação do ruído comprimento em balanço, uma vez que os valores obtidos com a variação somente do ruído, estatisticamente são considerados iguais.

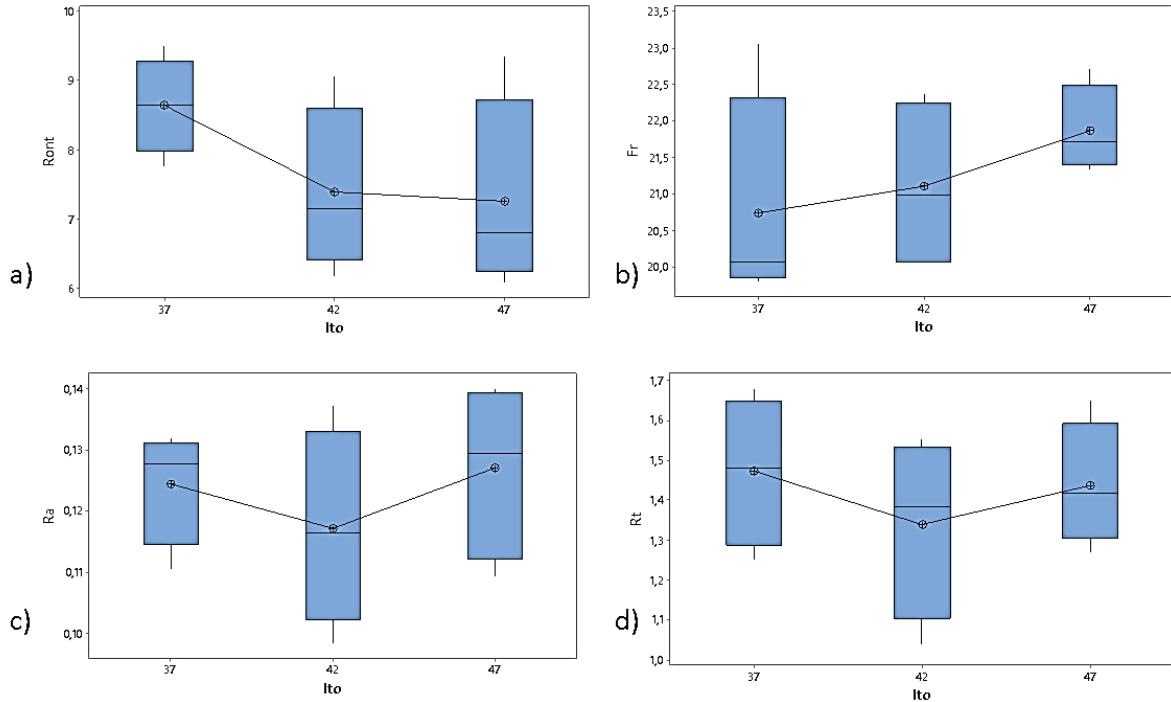


Figura 4.30 - Boxplot das respostas: R_{on_t} (a), F_r (b), R_a (c) e R_t (d)

Confirmada a robustez do processo ao ruído, logo a análise dos valores obtidos na otimização é realizada. Visto que a otimização fornece os valores médios de cada resposta considerando a variância do erro experimental e os valores encontrados pelas medições do experimento apresentam apenas a variância do ruído, foi realizada a simulação através de uma distribuição normal de 12 valores considerando os valores otimizados e então foi feita um teste comparativo de médias (2 Sample t) para verificar a existência de diferença entre as distribuições, tal como apresentado na Tabela 4.24.

Os testes foram realizados e foram avaliados considerando o Intervalo de confiança gerado para a diferença e o p-valor do teste. Assim, caso o intervalo de confiança contenha o valor 0 e se o p-valor se apresente maior que o nível de significância α , logo aceitamos a hipótese nula, confirmando que não existe evidencia de que as médias são diferentes. Como apresentado na tabela e nos gráficos, percebe-se que somente para a resposta F_r os valores não foram considerados iguais, podemos atribuir a esse fato o alto valor de variância experimental inserida no experimento.

Tabela 4.24 - Teste de médias 2 Sample t

Testes	R_{on_t}	F_r	R_a	R_t
Intervalo de confiança	(-0,044; 1,885)	(0,110; 2,136)	(-0,682; 0,539)	(-0,618; 0,397)
p-valor	0,061	0,031	0,810	0,655

Com intuito de verificar se o valor médio ótimo determinado para o experimento esta presente no intervalo de confiança determinado pelos valores medidos, o teste de média 1 Sample t foi aplicado considerando o valor ótimo de média, sendo os resultados apresentados na Figura 4.31. A partir dela temos que nenhum dos pontos ótimos estão incluídos nos intervalos. Para as resposta R_{on_t} e F_r , os valores ótimos estão abaixo do intervalo de confiança, ao contrário de R_a e R_t que estão acima. Podemos entender esses fatos como sendo resultado da variabilidade experimental inserida no modelo visto que a otimização depende exclusivamente dos valores de média e variância deduzidos do modelo de resposta e nas estatísticas medidas, temos somente a variação do ruído, sendo então necessário a aplicação de outro teste envolvendo a variabilidade total do processo.

Logo optou-se por utilizar o recurso *Prediction* presente no MiniTab no menu de superfície de respostas para prever os valores possíveis de cada respostas utilizando as três configurações de ruído mantendo a configuração ótima para as demais respostas. O resultado é apresentado nos Quadros 4.15.

O gráfico de sobreposição, Figura 4.32, também foi feito variando o ruído e deixando fixo o parâmetro de velocidade de corte conforme encontrado na otimização, com intuito de verificar quais as regiões possíveis de ponto ótimo.

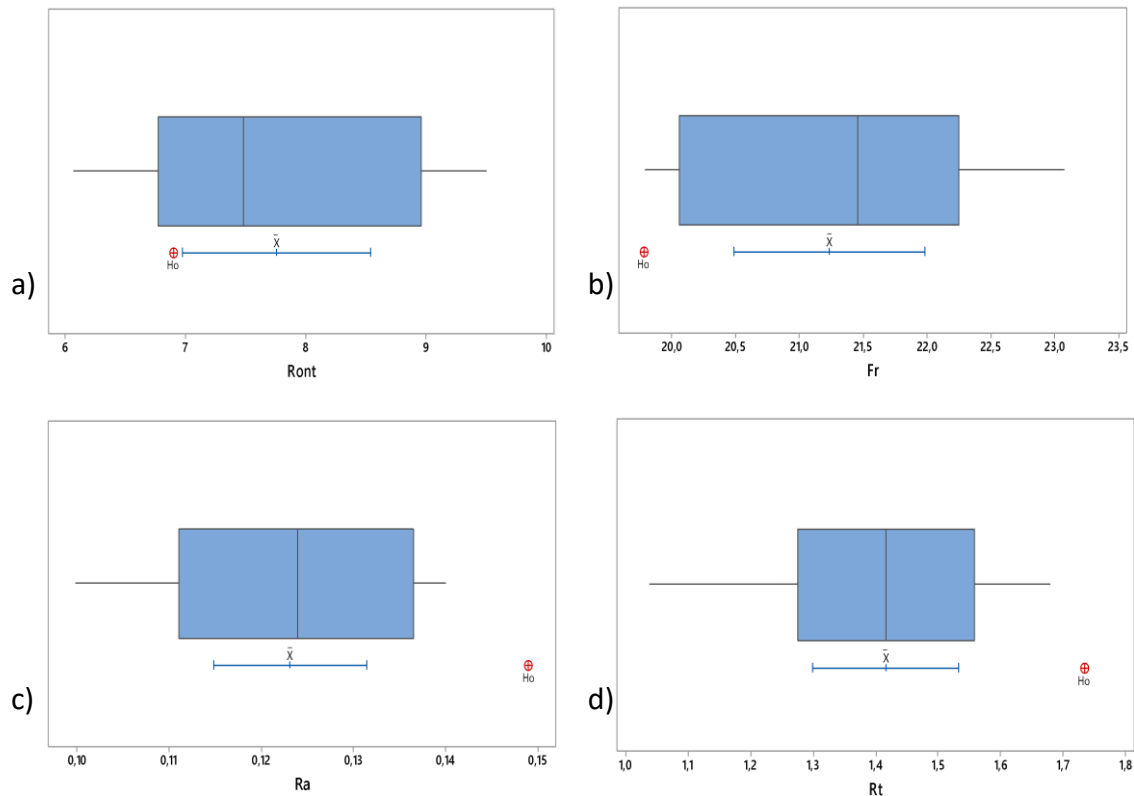


Figura 4.31 - Teste de médias considerando os pontos ótimos para as respostas R_{on_t} (a), F_r (b), R_a (c) e R_t (d)

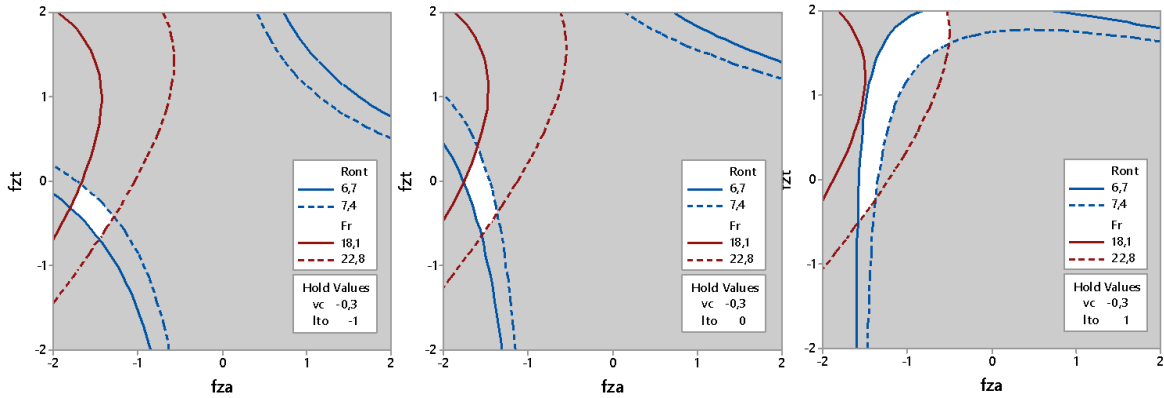
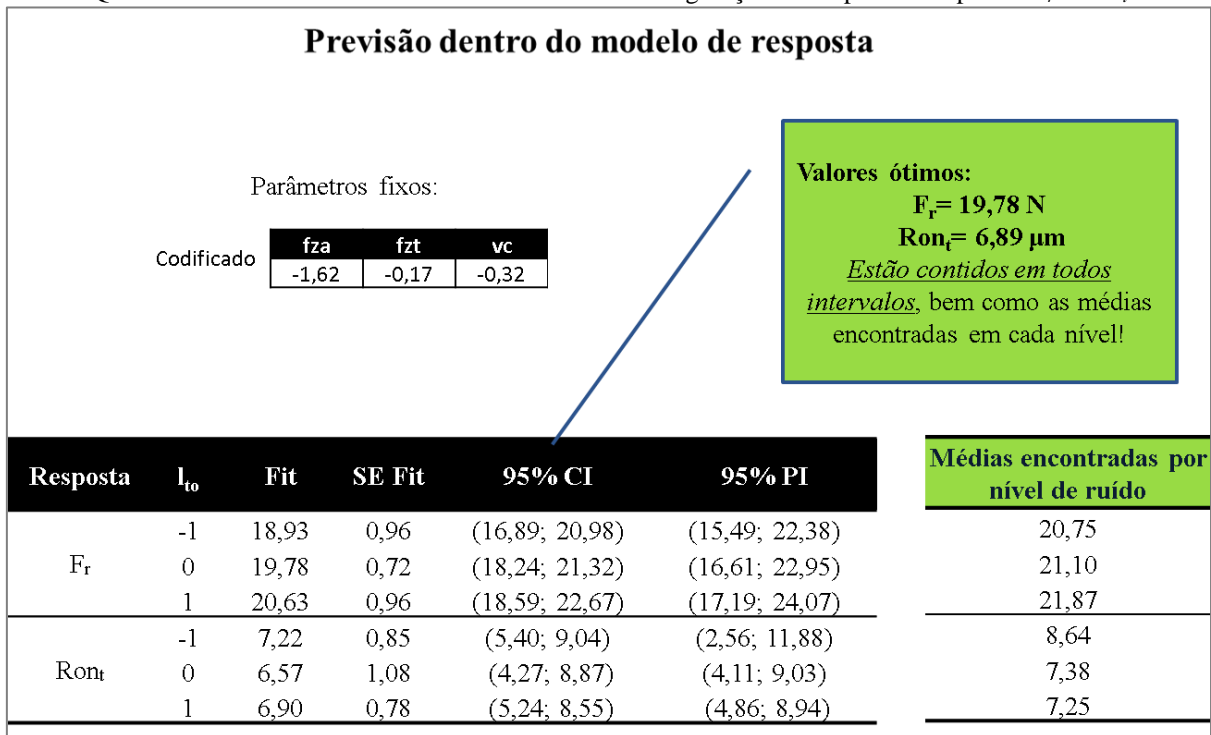


Figura 4.32 - Gráfico de contorno de sobreposição para F_r e Ron_t

Quadro 4.12 - Previsão do modelo considerando a configuração ótima para as respostas F_r e Ron_t



Visto as informações do quadro que insere a variância experimental, podemos dizer que a otimização leva a valores possíveis de desvios de circularidade e força radial, visto que os valores encontrados nas medições dos experimentos de confirmação estão presentes nos intervalos de confiança de previsão bem como os valores ótimos definidos.

4.7. Uso de ferramentas de controle de processo

Além dos resultados apresentados acima verifica-se essa mudança de comportamento do processo mediante uma carta de controle, separando de forma sequencial os experimentos realizados por região. A primeira região apresenta a variação de todos os fatores, a segunda fixa todos os fatores e a terceira insere o cenário otimizado no qual as variáveis de controle

são mantidas fixas e mudados apenas os níveis de ruído, conforme apresentado pela Figura 4.33 para as resposta que foram objetos de otimização.

Através da imagem percebe-se nitidamente a redução de variabilidade do processo para ambas as respostas quando da utilização da configuração ótima. Nota-se ainda ligeira diferença nos modelo de força radial e circularidade, sendo o primeiro bem mais estável, visto que o modelo utilizado para F_r , apresenta um melhor ajuste para os coeficientes de determinação que explicam a variabilidade do processo.

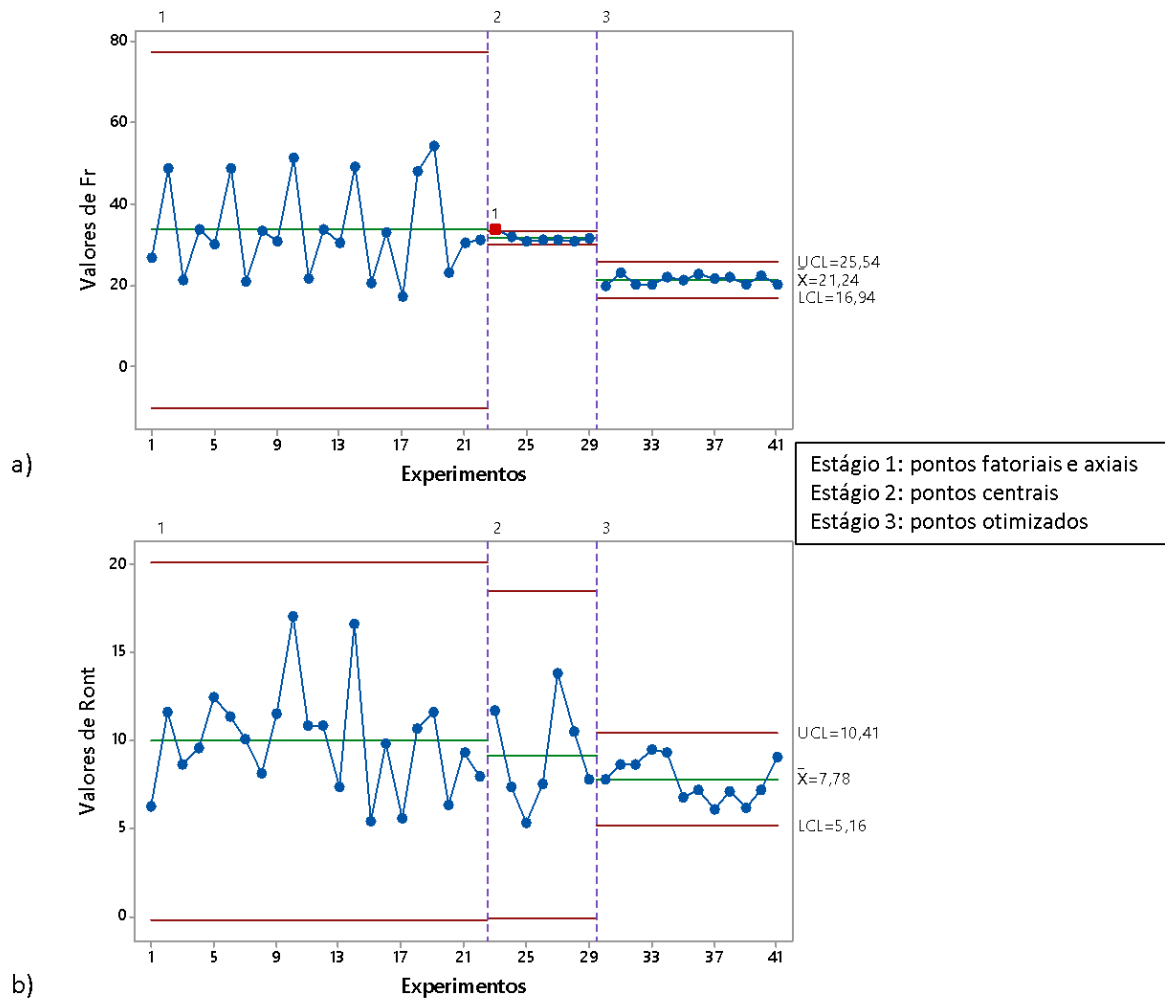


Figura 4.33 - Gráficos de controle representando a variabilidade do processo para as respostas F_r (a) e Ron_r (b)

Sabendo da correlação positiva média entre F_r e Ron_r , o controle de processo pode ser baseado na resposta F_r , com intuito de garantir que os valores de Ron_r estejam dentro dos limites especificados para o produto. O controle de F_r permite um monitoramento *online* visto que a medição dos esforços de corte é realizada no instante da usinagem de cada peça, pois o equipamento é inserido na máquina.

A possibilidade de verificação imediata dos limites de controle que afetam as respostas de produto, através de variáveis de processo permite a redução de custos. Isso ocorre pelo fato de que o controle de parâmetros de produto por amostragem acarreta em alguns custos como, por exemplo, de movimentação, quando o operador precisa se deslocar de um local a outro para realizar as medições, de parada, visto que ele interrompe suas atividades que geram valor a empresa para desenvolver atividades que não geram, e ainda envolve custos de retrabalho ou descarte, uma vez que no controle por amostragem o defeito é detectado somente depois da ocorrência da falha, quando várias peças já foram produzidas.

Um incremento com objetivo de detectar as falhas antes da ocorrência pode ser empregado em conjunto ao controle da variável de processo. Técnicas de controle e automação, permitam a programação de maquinários de forma que se a resposta monitorada (força) exceder o limite estabelecido, o próprio centro de usinagem para as operações e alerta a ocorrência da falha, evitando assim custos com o retrabalho ou descarte.

5. Conclusões

O presente trabalho buscou abordar situações reais vivenciadas no âmbito da Engenharia de Produção considerando ambientes industriais, que por sua vez, buscam constantemente a melhorias de seus processos através do emprego de técnicas matemáticas e estatísticas, de modelagem e de simulação. Estas técnicas são empregadas como forma de trabalhar no controle dos processos produtivos que, de forma geral, apresentam diversas variáveis que influenciam nas respostas de interesse para a área produtiva, uma vez que elas geram variabilidade no processo.

Diante deste cenário, a proposta da pesquisa foi encontrar um processo que apresentasse variáveis de controle e de ruído para que as técnicas presentes na Engenharia de Produção para modelagem e otimização pudessem ser empregadas. Assim, pensando em usabilidade, considerando que o processo de furação representa alto impacto em operações de usinagem, o processo de fresamento helicoidal foi escolhido visto que ele é uma alternativa ao processo de furação convencional. Seu uso atualmente é restrito devido à baixa produtividade apresentada, no entanto apresenta diversos benefícios quando comparado à furação em materiais difíceis de usinar. Ressalta-se ainda que em casos que apresentem necessidade de operações adicionais de acabamento, como alargamento e escareamento, ele pode até ser considerado até mais viável em termos produtivos visto que dependo da operação não necessita mudança de ferramental.

Desta forma, o objeto de estudo foi definido como o processo de alargamento de furos por fresamento helicoidal em alumínio 7075, uma vez que este é facilmente deformado e pode apresentar aderências, caracterizando-o como um material de difícil usinagem. O intuito do trabalho foi descrever como o fresamento helicoidal ocorre no alargamento, ressaltando semelhanças e diferenças com a furação pelo mesmo método. Assim as variáveis de controle avaliadas foram à velocidade de corte e os avanços axial e tangencial. Para a variável de ruído, que apresenta fonte de variação não controlável fora do laboratório, foi utilizado o comprimento em balanço da fresa. Como respostas foram estudadas os esforços de corte, a rugosidade e a forma do furo, sendo o objetivo geral otimizar o processo de alargamento de furos por fresamento helicoidal de forma robusta a variação do ruído. Os objetivos específicos foram definidos como sendo a modelagem das equações de média e variância de cada resposta, otimização individual de todas as respostas e por fim a otimização múltipla.

Para tal foi empregado na modelagem o Projeto de Parâmetro Robusto por arranjo combinado para cada resposta, definindo uma equação de média e uma de variação, estas formadas apenas pelas variáveis de controle, porém contabilizando a variação do ruído através da interação das variáveis de controle e ruído. Dente as oito respostas estudadas, apenas seis apresentaram modelos com bons ajustes, sendo que entre elas haviam quatro respostas de rugosidade. Apenas duas respostas de rugosidade foram selecionadas para reduzir a dimensionalidade no processo de otimização, ficando apenas uma resposta de medida central e outra de variância para prosseguir com as análises. De forma geral os ajustes para F_r , R_{on_t} e R_t foram excelentes e de R_a moderados devido ao R^2_{pre} estar abaixo de 80%.

Considerando que processos de usinagem apresentam correlação entre respostas, foi feita a análise de correlação e detectando correlação alta entre as rugosidades e moderada entre força radial e circularidade. Desta forma, através da Análise de Componentes Principais, foram definidos duas respostas, uma representando o par R_a e R_t e a outra, F_r e R_{on_t} . A modelagem foi então realizada encontrando ajustes excelentes para ambos componentes principais.

Vale ressaltar que somente as respostas R_{on_t} , R_t e $PC(F_r \times R_{on_t})$, apresentaram o termo linear do ruído como coeficiente significativo, além de algumas interações. Nas demais respostas com exceção de F_r , pelo menos uma interação do ruído é significativa. Logo apresenta influência na variabilidade dessas respostas.

Assim, prosseguindo com os objetivos estabelecidos, as otimizações individuais foram obtidas através da minimização do Erro Quadrático Médio. Na resposta de força F_r foi encontrados $E(F_r)=17,952$ N e $Var(F_r)=1,69$ N², como sendo os pontos ótimos para cada uma das funções e foi aplicado o WMSE baseado nestes pontos, para otimização biobjetivo das funções de média e variância em conjunto apresentando cenários de priorização de função ao invés da outra. Da mesma forma ocorreu para R_{on_t} , R_a , R_t , $PC(F_r \times R_{on_t})$ e $PC(R_a \times R_t)$, sendo $E(R_{on_t})=6,589$ μm, $Var(R_{on_t})=1,334$ μm², $E(R_a)=0,094$ μm, $Var(R_a)=1,1064$ μm², $E(R_t)=0,987$ μm, $Var(R_t)=0,9324$ μm², $E[PC(F_r \times R_{on_t})]=-1,715$, $Var[PC(F_r \times R_{on_t})]=1,0254$, $E[PC(R_a \times R_t)]=-2,565$ e $Var[PC(R_a \times R_t)]=1,3094$, os pontos ótimos de cada função que formaram a *Payoff* que determina os pontos de ancoragem da otimização biobjetivo por WMSE para cada uma das respostas.

As otimizações de múltiplas respostas foram então empregadas conforme o método MSE-NBI, o qual utiliza como base de otimização a função objetivo do NBI, sendo as funções de MSE parte integrante do problema, representa f_1 e f_2 . Logo foram feitas combinações entre as

respostas possíveis de duas a duas de forma a manter a eficiência do NBI obtendo de seis cenários para otimização biobjetivo.

Adicionalmente, foi inserido no estudo a otimização multivariada, visto a existência de correlação. Logo a otimização do MSE-NBI dos dois componentes foi realizada, gerando uma fronteira de Pareto com um salto, indicando que parte do processo de otimização mantém a variação de uma função praticamente constante e a outra com a variação normal. Para tanto, no local onde ocorreu o salto, foi feita a divisão de dois grupos no cenário de otimização, definindo como pontos de ancoragem os extremos de cada grupo. Desta forma dois novos testes foram feitos, sendo possível verificar que a suposição era verdadeira. Então, visto os baixos valores de variação encontrados para o $PC(R_a \times R_t)$, a região em que ocorre a melhoria do $PC(F_r \times Ron_t)$ foi então selecionada e então uma nova abordagem de otimização foi definida. Optou-se por separar Ron_t e F_r , com intuito de priorizar Ron_t e então o $PC(R_a \times R_t)$ foi introduzido no problema como restrições adicionais de média e variância, restringindo os valores de R_a e R_t na região de priorização do $PC(F_r \times Ron_t)$.

Vários cenários de otimização para as respostas estudadas foram apresentados oferecendo a gama de opções referentes aos pontos ótimos. No entanto, um ponto foi escolhido para verificar se o objetivo do trabalho foi alcançado através dos experimentos de confirmação. Após as análises estatísticas, através de testes de média e variância foi possível dizer que a configuração obtida pela otimização leva o processo de alargamento de furos por fresamento helicoidal a robustez. Com relação à eficiência da otimização, está se tornou um pouco prejudicada, visto que para ambos os modelos o erro experimental foi alto demais, influenciando nos valores ótimos obtidos pelo ponto de otimização. Logo foi feita a previsão dos valores para cada resposta, utilizando a configuração ótima das variáveis de controle com a variação dos ruídos. Deste modo, os valores encontrados na medição da confirmação e o ótimo se encontraram dentro do intervalo de confiança, sendo possível então falar que a otimização foi eficiente.

5.1. Contribuições do trabalho

A contribuição deste trabalho envolve a aplicação prática do fresamento helicoidal para processos de alargamento de furos visto que estes alcançam valores baixíssimos de rugosidade média e valores aceitáveis de desvio de forma circular, parâmetros estes utilizados como referencia em termos de qualidade de produto.

Destaca-se o uso de altas velocidades de corte no alargamento por fresamento helicoidal em alumínio, alcançando 630 m/min no nível axial, localizadas na faixa de transição entre velocidades convencionais e altas velocidades. Ressalta-se ainda o uso da variável de ruído, visto que dentre os trabalhos utilizados como base de estudo, poucos utilizam variáveis de ruído, principalmente nos de alargamento, negligenciando assim as variações incontroláveis no processo, que influenciam nas respostas. O uso de arranjo combinado para detectar as interações entre variável de controle-ruído, apesar de alguns problemas quanto o ajuste do modelo, forneceu dados complementares do comportamento do ruído do processo, possibilitando a minimização do seu efeito no processo.

Assim, a otimização multiobjetivo robusta do processo de alargamento de furos por fresamento helicoidal em alumínio 7075 pelo método MSE-NBI também enriquecem o trabalho no quesito acadêmico e prático, visto que sua eficiência garante condições ótimas nas quais a influencia do ruído é minimizada, possibilitando maior controle do processo e atingindo valores almejados pelas organizações.

Dentre os trabalhos utilizados como base para o objeto de estudo, poucos utilizam variáveis de ruído em seus estudos, principalmente nos de alargamento, negligenciando assim as variações incontroláveis no processo.

5.2. Sugestões para trabalho futuros

Alguns aspectos não foram abordados neste trabalho visto restrições financeiras ou até mesmo porque só foram detectados durante o desenvolvimento. Porém estes podem ser caminhos para o desenvolvimento de trabalhos futuros, tal como apresentados a seguir.

- Estudar o processo de fresamento helicoidal para alargamento de furos em alumínio 7075 considerando outras variáveis como desvio de posição, excentricidade, ajuste do vetor normal, profundidade radial de corte, número de bicos de lubrificação, para melhor o erro de forma;
- Realizar medições dos valores de circularidade e cilindridade do pré-furo de forma a impedir a propagação do erro de forma;
- Realizar análises separados com os valores obtidos no início e final do furo;
- Avaliar a produtividade do processo, através de respostas como taxa de remoção e tempo de corte;

- Manter a montagem do maquinário intacta desde os experimentos iniciais até o experimento de confirmação caso este ocorra, para evitar possíveis fontes de variabilidade referente à fixação;
- Analisar melhor as fronteiras de Pareto obtidas pelas otimização com relação a dominância, através das filtragens de Pontos ótimos;
- Utilizar outros métodos de otimização que permitam otimizar mais de três respostas simultaneamente sem perder a capacidade de exploração da fronteira de Pareto, tal como o método AENNC proposto por PEREIRA et al, 2017b;

Outras sugestões que estão ligadas a lacunas apresentadas neste trabalho, seguem abaixo.

- Investigar as causas das deficiências dos ajustes para o coeficiente de determinação de previsão apresentado por arranjos combinados, mesmo não sendo detectados a heterocedasticidade;
- Empregar o processo de alargamento de furos por fresamento helicoidal em outros materiais difíceis de usar;
- Utilizar o processo de fresamento helicoidal para realizar o furo e operações sequenciais de acabamento.

6. Referências

- ADALARASAN, R.; SHANMUGA SUNDARAM, A. *Parameter design in friction welding of Al/SiC/Al₂O₃ composite using grey theory based principal component analysis (GT-PCA)*. Journal of the Brazilian Society of Mechanical Sciences and Engineering, v. 37, n. 5, p. 1515–1528, 2015.
- AGOSTINHO, O. L.; RODRIGUES, A. C. S; LIRANI, J. *Tolerâncias, ajustes, desvios e análise de dimensões: princípios de engenharia de fabricação mecânica*. 5ª edição. São Paulo: Edgard Blücher, 1990.
- ALMEIDA, D O. *Investigação de desvios geométricos no alargamento de ferro fundido com ferramentas revestidas*. 2008. 100p. Dissertação de Mestrado – Universidade Federal de Uberlândia, Uberlândia.
- ARONÉS, M.F.B. *Desenvolvimento de uma metodologia robusta e eficiente para fluxo de carga da continuação ótimo multiobjetivo*. 2009. 157p. Tese (Doutorado em Engenharia Elétrica) – Universidade Estadual de Campinas, Campinas.
- BARIL, C.; YACOUT, S. e CLÉMENT, B. *Design for Six Sigma through collaborative multiobjective optimization*. Computers & Industrial Engineering, v. 60, n. 1, p. 43-55, 2011.
- BEREZKIN, V. E. e LOTOV, A. V. *Comparison of Two Pareto Frontier Approximations*. Computational Mathematics and Mathematical Physics, v. 54, nº. 9, p. 1455–1464, 2014. <https://doi.org/10.1134/S0965542514090048>.
- BEZERRA, A. A.; MACHADO, A. R.; JUNIOR, A. M. S.; EZUGWU, E. O. *Effects of machining parameters when reaming aluminium-silicon (SAE 322)*. Journal of Materials Processing Technology, v.112, p. 185–198, 2001. [https://doi.org/10.1016/S0924-0136\(01\)00561-1](https://doi.org/10.1016/S0924-0136(01)00561-1).
- BEZERRA, A.A. *A influência dos principais parâmetros no processo de alargamento de uma liga de alumínio-silício*.1998. 139p. Dissertação de Mestrado – Universidade Federal de Uberlândia.
- BOX, G. E. P. *Off-line quality-control, parameter design, and the Taguchi method-discussion*. Journal of Quality Technology, v. 17, n. 4, p. 189-190, 1985.
- BOX, G. E. P.; DRAPER, N. R. *Empirical Model-Building and Response Surfaces*. John Wiley&Sons, New York, 1987.
- BRATCHELL, N. *Multivariate Response Surface Modelingby Principal Components Analysis*. Journal of Chemometrics, Vol. 3, p. 579-588, 1989.
- BRIGATTO, G.A.A., *Modelo de decisão multiobjetivo para a busca de estratégias ótimas de inserção de empreendimentos em geração distribuída*. 2011. 212 p. Tese (Doutorado em Engenharia Elétrica) - Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis.
- BRITO, Tarcísio Gonçalves. *Método da Interseção Normal à Fronteira para otimização bi-objetivo do fresamento de topo do aço ABNT 1045*. 2015. 135 p. Tese (Doutorado em Engenharia de Produção). Itajubá: UNIFEI, 2015.
- BRITO, T. G. et al. *A normal boundary intersection approach to multiresponse robust optimization of the surface roughness in end milling process with combined arrays*. Precision Engineering, v. 38(3), p. 628–638, 2014. <https://doi.org/10.1016/j.precisioneng.2014.02.013>

- BHATTACHARYYA, O. et al. *The effects of process faults and misalignments on the cutting force system and hole quality in reaming*. International Journal of Machine Tools & Manufacture, v.46, p. 1281–1290, 2006a.
- BHATTACHARYYA O.; KAPOOR S., G.; DEVOR R., E. *Mechanistic model for the reaming process with emphasis on process faults*. International Journal of Machine Tools & Manufacture 46, 836–846, 2006b.
- BRINKSMEIER , E.; FANGMANN, S., *Burr and cap formation by orbital drilling of aluminium, in: Burrs-Analysis, Control and Removal*, Springer Berlin Heidelberg, p. 31-45, 2010.
- BRINKSMEIER, E.; FANGMANN, S.; MEYER, I. *Orbital drilling kinematics*. Production Engineering, v. 2, n. 3, p. 277–283, 2008.
- BUSACCA, G. P.; MARSEGUERRA, M.; ZIO, E. *Multiobjective optimization by genetic algorithms: application to safety systems*. Reliability Engineering & System Safety, v. 72, p. 59-74, 2001.
- COSTA, D. M. D.; PAULA, T. I.; SILVA, P. A. P.; PAIVA, A. P. *Normal boundary intersection method based on principal components and Taguchi's signal-to-noise ratio applied to the multiobjective optimization of 12L14 free machining steel turning process*. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2016a.
- 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 Signalto- noise ratio to the multiobjective optimization of dry end milling process: a comparative study*. Journal of the Brazilian Society of Mechanical Sciences and Engineering, 2016b.
- COSTA, Danielle Martins Duarte. *Método NBI-EQMM com restrições multivariadas para otimização do processo de Torneamento Duro*. 2017. 239 f. Tese (Doutorado em Engenharia de Produção) – Universidade Federal de Itajubá, Itajubá, 2017a.
- COSTA, D. M. D.; PAIVA, A. P.; FERREIRA, J. R.; PAIVA, E. J.; OLIVEIRA, F. A.; MENDES, R. R. A.; CAMPOS, P. H. S. *Central Composite Design and industrial data, ceramic tools 650WG*. Mendeley Data, v.2, 2017b.
- COSTA, D. D.; MARQUES, A.; AMORIM, F. L. *Hole quality and cutting time evaluation in the interpolated helical milling*. International Journal of Manufacturing Research, v. 10, n. 4, p. 313-327, 2015.
- CHEN, Q.; CHEN, X.; DUAN, Z.; CUN, W. *Research on helical milling specialized tool based on chip-splitting mechanism*. Advanced Materials Research, v. 1061/1062, p. 497-506, 2014.
- DA SILVA, R. B. *Alargamento cônico do ferro fundido nodular GGG40*. 2001. Dissertação de Mestrado - Universidade Federal de Minas Gerais, Belo Horizonte.
- DAS, I.; DENNIS, J. *An alternate method for generating Pareto optimal points in multicriteria optimization*. Nasa Contractor Report 201616 (ICASE), n. 96, p. 1–35, 1996.
- DAS, I., e DENNIS, J.E. *A closer look at drawbacks of minimizing weighted sums of objectives for Pareto set generation in multicriteria optimization problems Structural Optimization*, v. 14, p. 63–69, 1997.

- DAS, I., e 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.
- DENKENA, B.; DE LEON, L.; DEGE, J. H. *Kinematik und Spanungsformen beim Zirkularfräsen*. Materialwissenschaft und Werkstofftechnik, v. 39, n. 9, p. 610-615, 2008
- DENKENA, B.; NESPOR, D.; REHE, M., DEGE, J. H. *Process force prediction in orbital drilling of TiAl6V4*. In: 9th International Conference on Advanced Manufacturing Systems and Technology. 2011. p. 16-17.
- DENKENA, B.; NESPOR, D.; REHE, M.; DEGE, J.H. *Process force prediction in orbital drilling of process force prediction in orbital drilling of TiAl6V4*, in: Proceedings of the 9th International Conference on Advanced Manufacturing Systems and Technology (AMST'11), June 16–17, 2011, Mali Losinj, Croatia, S., 2016, pp. 113– 128.
- DINIZ, A. E.; MARCONDES, F. C.; COPPINI, N. L. *Tecnologia da usinagem dos materiais*. São Paulo: Artliber Editora Ltda., 9ª edição, 2014.
- EGUTI, C. C. A.; TRABASSO, L. G. *Design of a robotic orbital driller for assembling aircraft structures*. Mechatronics, v. 24, n. 5, p. 533-545, 2014.
- FANGMANN, S.; MEYER, I.; BRINKSMEIER, E. *Erweiterte Theorie zum Orbital bohren (helikales Bohrfräsen)*, Materwiss und Werksttech, v.42, p.506–518, 2011. <http://dx.doi.org/10.1002/mawe.201100699>.
- FERREIRA, Alexandre Marcos. *Estudo dos Erros de Forma no Fresamento de Geometrias Complexas*. 2012. 109p. Dissertação (Mestrado em Engenharia Mecânica) – Instituto Superior Tupy, Joinville.
- FUNG, C.-P.; KANG, P.-C. *Multi-response optimization in friction properties of PBT composites using Taguchi method and principle component analysis*. Journal of Materials Processing Technology, v. 170, n. 3, p. 602–610, 2005.
- GANESAN, T.; VASANT, P.; ELAMVAZUTHI, I. *Normal-boundary intersection based parametric multi-objective optimization of green sand mould system*. Journal of Manufacturing Systems, v. 32, n. 1, p. 197–205, 2013.
- GOMES, José Henrique de Freitas. *Análise e otimização da soldagem de revestimento de chapas de aço ABNT 1020 com utilização de arame tubular inoxidável austenítico*, 2010. 136 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Produção) - Universidade Federal de Itajubá.
- GOMES, J. H. F. et al. *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, 2013a.
- GOMES, José Henrique de Freitas. *Método dos polinômios canônicos de misturas para otimização multi-objetivo*. 2013b. 162p. Tese (Doutorado em Engenharia de Produção) – Universidade Federal de Itajubá.
- HAIYAN, W.; XUDA, Q. *A mechanistic model for cutting force in helical milling of carbon fiber-reinforced polymers*. International Journal of Advanced Manufacturing Technology, v. 82, n. 9–12, p. 1485–1494, 2016.
- HARMON, ROY L.; PETERSON, LEROY D. *Reinventando a fábrica: Conceitos Modernos de Produtividade Aplicados na Prática*, Editora Campus. 1997.

- HONGWEI, Z.; XUEHUA, Z.; BAO'AN, Z. *System Dynamics Approach to Urban Water Demand Forecasting*. Transactions of Tianjin University, v. 15, n. 1, p. 70–74, 2009.
- ISCAR. *Solid Carbide & Multi-Master Endmills –Metric Version Catalog*. 2012 página C57
- IYER, R.; KOSHY, P.; NG, E. *Helical milling: An enabling technology for hard machining precision holes in AISI D2 tool steel*. International Journal of Machine Tools and Manufacture, v. 47, n. 2, p. 205–210, 2007.
- JIA, Z. & IERAPETRITOU, G. *Generate Pareto optimal solutions of scheduling problems using normal boundary intersection technique*. Computers and Chemical Engineering, v. 31, p. 268-280, 2007.
- KHURI, A. I., CONLON, M. *Simultaneous optimization of multiple responses represented by polynomial regression functions*. Technometrics, Vol. 23, n. 4, p. 363-375, 1981.
- KHURI, A. I.; CORNELL, J. A. *Response Surfaces - Design and Analyses*. 2th ed. New York: Marcel Dekker, 1996.
- KIHLMAN, Henrik. *Affordable automation for airframe assembly: development of key enabling technologies*. 2005. 183p. Tese (Doutorado em Engenharia Mecânica) – Instituto de Tecnologia, Universidade Linköping, Suécia.
- KÖKSOY, O. *Multiresponse robust design: Mean square error (MSE) criterion*. Applied Mathematics and Computation, v. 175, n. 2, p. 1716-1729, 2006.
- LI, Z.; LIU, Q.; PENG, C.; SUN, X. *Cutting force modeling and simulation for hole-making process by helical milling*, v. 7997, p. 799703-799703–6, 2010.
- LI, Z.; LIU, Q. *Surface topography and roughness in hole-making by helical milling*. International Journal of Advanced Manufacturing Technology, v.66, p. 1415–1425, 2012.
- LIAO, H. C. *Multi-response optimization using weighted principal component*. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, v. 27, n. 7-8, p. 720–725, 2006.
- LIU, C.; WANG, G.; DARGUSCH, M. S. *Modelling, simulation and experimental investigation of cutting forces during helical milling operations*. International Journal of Advanced Manufacturing Technology, v. 63, n. 9–12, p. 839–850, 2012.
- LIU, H.; ZHU, W.; DONG, H.; KE, Y. *A helical milling and oval countersinking end-effector for aircraft assembly*. Mechatronics, v. 46, p. 101-114, 2017.
- LOPES, Luiz Gustavo Dias. *Fronteiras Equiespaçadas de Pareto para funções Objetivo Correlacionadas*. 2015. 119 f. Tese (Doutorado em Engenharia de Produção) – Universidade Federal de Itajubá, Itajubá, 2015.
- MACHADO, Álisson Rocha et al.. *Teoria da usinagem dos materiais*. São Paulo: Edgard Blücher, 2009.
- MARTÍNEZ, M. et al. *Genetic algorithms optimization for normalized normal constraint method under Pareto construction*. Advances in Engineering Software, n. 40, pp. 260-267, 2009.
- MARTINS, R. A. *Princípios da pesquisa científica*. In: MIGUEL, P. A. C. (org.) *Metodologia de Pesquisa em Engenharia de Produção e Gestão de Operações*. Rio de Janeiro: p. 5-29 2010.

- MESSAC, A. e MATTSON, C.A. *Generating Well-Distributed Sets of Pareto Points for Engineering Design Using Physical Programming*. Optimization and Engineering, 3, 431–450, 2002.
- MONTGOMERY, D. C. *Design and Analysis of Experiments*. 8th ed. United States of America: John Wiley & Sons, 2013.
- 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, 1992.
- NILO JÚNIOR, L. P. *Otimização de um processo de solda MIG/MAG para aplicação na indústria automobilística através da utilização da técnica do projeto e análise de experimentos*. 2003. 111p. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Produção) – Instituto de Engenharia de Produção e Gestão, Universidade Federal de Itajubá, Itajubá.
- OLVERA, D.; DE LACALLE, L. N. L.; URBKAIN, G.; LAMIKIZ, A.; RODAL, P., & ZAMAKONA, I. *Hole making using ball helical milling on titanium alloys*. Machining Science and Technology, v. 16, n. 2, p. 173-188, 2012.
- PAIVA, A. P. *Metodologia de Superfície de Resposta e Análise de Componentes Principais em otimização de processos de manufatura com múltiplas respostas correlacionadas*. 2006. 257 p. Tese (Doutorado em Engenharia Mecânica) – Universidade Federal de Itajubá, Itajubá.
- PAIVA, A. P. et al. *A multivariate mean square error optimization of AISI 52100 hardened steel turning*. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, v. 43, n. 7, p. 631-643, 2009.
- PAIVA, A. P., et al. *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, 30, 152-163, 2012.
- 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, p. 27-48, 2017a.
- PEREIRA, R. B. D.; LEITE, R. R.; ALVIM, A. C.; PAIVA, A. P.; FERREIRA, J. R., DAVIM, J. P. *Multi-objective robust optimization of the sustainable helical milling process of the aluminum alloy Al 7075 using the augmented-enhanced normalized normal constraint method*. Journal of Cleaner Production, v. 152, p. 474-496, 2017b.
- PEREIRA, Robson Bruno Dutra. *Otimização Robusta Multi-objetivo do processo de Fresamento Helicoidal do Aço AISI H13 endurecido pelo método da Restrição Normal*. 2017. 296 f. Tese (Doutorado em Engenharia de Produção) – Universidade Federal de Itajubá, Itajubá, 2017c.
- 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*. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, v. 95, p. 2691–2715, 2018.
- RENCHER, A.C. *Methods of Multivariate Analysis*. John Wiley and Sons, 2 ed., p.740. 2002.
- REY, P.A.; LeDref, J.; Senatore J.; Landon, Y.; *Modelling of cutting forces in orbital drilling of titanium alloy Ti-6Al-4V*, Int. J. Mach. Tools Manuf. 106 (2016) 75–88. <http://doi:10.1016/j.ijmachtools.2016.04.006>

- QIN X., GUI L., LI H., RONG B., WANG D., ZHANG H., et al (2012) Feasibility study on the minimum quantity lubrication in high-speed helical milling of Ti-6Al-4V. *J Adv Mech Des Syst Manuf* 6:1222–1233
- ROCHA, L. C. S.; PAIVA, A. P.; PAIVA, E. J.; BALESTRASSI, P. P. *Comparing DEA and principal component analysis in the multiobjective optimization of P - GMAW process*. Journal of the Brazilian Society of Mechanical Sciences and Engineering, 2015c.
- SANTOS, M. C.; MACHADO, A. R.; BARROZO, M. A.; JACKSON, M. J.; EZUGWU, E. O. *Multi-objective optimization of cutting conditions when turning aluminum alloys (1350-O and 7075-T6 grades) using genetic algorithm*. International Journal of Advanced Manufacturing Technology, v.76, p. 1123–1138, 2015. <https://doi.org/10.1007/s00170-014-6314-5>
- SASAHARA, H.; KAWASAKI, M.; TSUTSUMI, M. *Helical Feed Milling with MQL for Boring of Aluminum Alloy*. Journal of Advanced Mechanical Design, Systems, and Manufacturing, v. 2, n. 6, p. 1030–1040, 2008.
- SHAN, Y.; HE, N.; LI, L.; ZHAO, W.; Qin, X. *Orbital milling hole of aerospace Al-alloy with big pitch*. Transactions of Tianjin University, v. 17, n. 5, p. 329-335, 2011.
- SHAN, Y. C.; HE, N.; LI, L.; ZHAO, W.; YANG, Y. F. *Vector modeling of robotic helical milling hole movement and theoretical analysis on roughness of hole surface*. Journal of Central South University, v. 20, n. 7, p. 1818-1824, 2013.
- SHOEMAKER, A. C.; TSUI, K.-L.; WU, C. F. J. *Economical experimentation methods for robust design*. Technometrics, v. 33, n. 4, p. 415-427, 1991.
- SHUKLA, P.K.; DEB, K. *On finding multiple Pareto-optimal solutions using classical and evolutionary generating methods*. European Journal of Operational Research, v. 181, p. 1630-1652, 2007.
- SOUZA, Adriano Fagali de. *Contribuições ao fresamento de geometrias complexas aplicando a tecnologia de usinagem com altas velocidades*. 2002. 186p. Tese (Mestrado em Engenharia Mecânica) – Universidade de São Paulo, São Carlos.
- SUN, D.; LEMOINE, P.; KEYS, D.; DOYLE, P.; MALINOV, S.; ZHAO, Q.; QIN, X.; JIN, Y. *Hole-making processes and their impacts on the microstructure and fatigue response of aircraft alloys*. International Journal of Manufacturing Technology, v. 94, p. 1719-1726, 2018.
- TONSHOFF, H.K.; FRIEMUTH, T; GROPE, M. High efficient circular milling: a solution for economical machining of bore holes in composite materials, in: Proceedings of the Third International Conference on High Speed Machining, Metz, France, 2001, pp. 287–296.
- TONSHOFF, H.K.; SPINTIG, W.; Konig, W.; NEISES, A. Machining of holes developments in drilling technology. *CIRP Ann-Manuf Techn*, v. 43, n. 2, p. 551-561, 1994.
- UTYUZHNIKOV, S.V., FANTINI, P., e GUENOV, M.D. *A method for generating a well-distributed Pareto set in nonlinear multiobjective optimization*. Journal of Computational and Applied Mathematics, v. 223, p. 820-841, 2009.
- VAHIDINASAB, V. e 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, 2010.

- 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.
- ZHANG, S.; SHI, R. H.; LIANG, X. G.; HU, Y. X.; YAO, Z. Q.; ZHANG, H. Z. *The Effect of Axial Cutting Edge Angle on the Axial Milling Force of Helical Milling*. Applied Mechanics and Materials. v. 217-219, p. 1723-1728, 2012.
- WANG, H.; QIN, X.; LI, H. *Machinability analysis on helical milling of carbon fiber reinforced polymer*. Journal of Advanced Mechanical Design, Systems, and Manufacturing, v. 9, n. 5, p. 1-11, 2015.
- WANG, H.; QIN, X.; REN, C.; WANG, Q. *Prediction of cutting forces in helical milling process*. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, v. 58, n. 9, p. 849-859, 2012.
- WELCH, W.; YU, T.; 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.
- YICAI S, NING H E, LIANG L I, XIAOJIE Q I N, WEI Z (2011) Orbital milling hole of aerospace Al-alloy with big pitch. Trans. Tianjin Univ, 329–335. <http://dx.doi.org/10.1007/s12209>.
- YOO, S., e HARMAN, M. *“Pareto Efficient Multi-Objective Test Case Selection”*. Proceedings of the 2007 International Symposium on Software Testing and Analysis. ACM ISSTA’07, July 9–12, 2007, London, England, United Kingdom, 2007.
- YUANGYAI, C.; NEMBHARD, H.; HAYES G.; ADAIR, J. Robust parameter design for multiple-stage nanomanufacturing. Iie Transactions. 44. 580-589, 2012.