

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

José Henrique de Freitas Gomes

**MÉTODO DOS POLINÔMIOS CANÔNICOS
DE MISTURAS PARA OTIMIZAÇÃO
MULTI-OBJETIVO**

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

Área de Concentração: Engenharia de Produção

Orientadores: Prof. Anderson Paulo de Paiva, Dr.
Prof. Sebastião Carlos da Costa, Dr.

Itajubá
Julho de 2013

Ficha catalográfica elaborada pela Biblioteca Mauá –
Bibliotecária Margareth Ribeiro- CRB_6/1700

G633m

Gomes, José Henrique de Freitas

Método dos Polinômios Canônicos de Misturas para Otimização Multi-Objetivo / Jose' Henrique de Freitas Gomes. -- Itajubá, (MG) : [s.n.], 2013.

148 p. : il.

Orientador: Prof. Dr. Anderson Paulo de Paiva.

Coorientador: Prof. Dr. Sebastião Carlos da Costa.

Tese (Doutorado) – Universidade Federal de Itajubá.

1. Otimização multi-objetivo. 2. Pesos ótimos. 3. Experimentos de misturas. 4. Método do Critério Global. I. Paiva, Anderson Paulo de, orient. II. Costa, Sebastião Carlos da, coorient. III. Universidade Federal de Itajubá. IV. Título.

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

José Henrique de Freitas Gomes

**MÉTODO DOS POLINÔMIOS CANÔNICOS
DE MISTURAS PARA OTIMIZAÇÃO
MULTI-OBJETIVO**

Tese aprovada por banca examinadora em 04 de Julho de 2013,
conferindo ao autor o título de *Doutor em Ciências em
Engenharia de Produção*.

Banca Examinadora:

Prof. Dr. Auteliano Antunes dos Santos Junior (UNICAMP)

Prof. Dr. Messias Borges Silva (USP)

Prof. Dr. Rogério José da Silva (UNIFEI)

Prof. Dr. João Roberto Ferreira (UNIFEI)

Prof. Dr. Pedro Paulo Balestrassi (UNIFEI)

Prof. Dr. Sebastião Carlos da Costa (Co-Orientador)

Prof. Dr. Anderson Paulo de Paiva (Orientador)

Presidente da Banca Examinadora:

Prof. Dr. Luiz Gonzaga Mariano de Souza (UNIFEI)

Itajubá

Julho de 2013

AGRADECIMENTOS

Agradeço primeiramente a Deus, Pai, Filho e Espírito Santo, por estar presente em todos os momentos, guiando meus passos, iluminando os meus caminhos e me abençoando com a sabedoria necessária para enfrentar os desafios da vida.

À minha família, meus pais, José Adoniro Gomes e Nilva Maria de Freitas Gomes, e meus irmãos, Kelly de Freitas Gomes e Luiz Armando de Freitas Gomes, pela educação e pelo exemplo de vida e de seres humanos.

Aos professores e amigos Anderson Paulo de Paiva e Sebastião Carlos da Costa, pelas orientações, pelas importantes contribuições científicas e, principalmente, pelo direcionamento da minha carreira profissional.

À minha namorada e futura esposa Bruna Leão, pelo amor, carinho e apoio em todos os momentos.

Aos professores e amigos Pedro Paulo Balestrassi, Carlos Eduardo Sanches da Silva e João Roberto Ferreira, pelas orientações e contribuições acadêmicas.

Ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Mecânica da UNIFEI, pela oportunidade de trabalho e formação durante um ano inteiro.

Aos colegas de pós-graduação, em especial Paulo Henrique da Silva Campos, Luiz Gustavo Dias Lopes, Rafael de Carvalho Miranda, Rogério Santana Peruchi, Tarcísio Gonçalves de Brito, Julian Ignacio Lopez Arcos, Paulo Roberto Maia, Michele de Santana Carmelossi, Michele de Cácea Dias Vieira da Silva e Bárbara Elizabeth Pereira Sotomonte, pela convivência, amizade e apoio.

Aos demais professores do Instituto de Engenharia de Produção e Gestão da UNIFEI, pela formação e todo o conhecimento adquirido.

À FAPEMIG, CAPES e CNPq, pelo apoio financeiro.

A todos os meus amigos, que direta ou indiretamente contribuem para a minha formação pessoal e profissional.

RESUMO

A otimização de processos com múltiplas respostas geralmente envolve um conjunto de procedimentos empregados para a modelagem, formulação e solução do problema de otimização. Se as múltiplas respostas apresentam diferentes graus de importância, pesos podem ser atribuídos, de forma que o ponto de ótimo priorize as respostas mais importantes. Nesse contexto, verifica-se que poucos estudos da literatura fazem uso de um método sistemático para a alocação dos pesos e estes, muitas vezes, acabam sendo atribuídos utilizando a experiência e o julgamento dos tomadores de decisão como um dos principais critérios. Sendo assim, este trabalho foi desenvolvido com o objetivo de propor uma nova abordagem, denominada Método dos Polinômios Canônicos de Misturas, para a identificação de pesos ótimos na otimização de processos com múltiplas respostas. Tal estratégia baseia-se na execução de experimentos de misturas para os problemas multi-objetivo nos quais os pesos são tratados como os componentes dessa mistura. Os pesos ótimos são então determinados a partir da modelagem e minimização de um polinômio canônico para a função erro percentual global, calculada como o somatório das diferenças das soluções Pareto-ótimas em relação aos seus alvos. Para demonstrar a funcionalidade do método proposto, o procedimento de identificação dos pesos ótimos foi aplicado na otimização da soldagem com arame tubular empregada em uma operação de revestimento de chapas de aço carbono com aço inoxidável. Dois cenários de otimização foram estabelecidos, o primeiro tratando as respostas de maneira independente e otimizando somente o perfil geométrico do cordão de revestimento, e o segundo considerando as múltiplas respostas correlacionadas para a otimização da geometria do cordão, da produtividade e da qualidade superficial do processo. A soldagem foi ajustada por quatro variáveis de entrada e, ao todo, oito respostas foram analisadas. Para a formulação dos problemas de otimização, utilizou-se a Metodologia de Superfície de Resposta na modelagem das funções objetivo e estas foram matematicamente programadas empregando o Método do Critério Global e o Erro Quadrático Médio Multivariado Ponderado nos respectivos cenários. Dessa forma, o Método dos Polinômios Canônicos de Misturas foi desenvolvido e aplicado satisfatoriamente, conduzindo os resultados ótimos para a condição mais eficiente na qual o erro global entre as múltiplas respostas foi o menor possível.

Palavras-chave: Otimização multi-objetivo, Pesos ótimos, Experimentos de misturas, Método do Critério Global, Erro Quadrático Médio Multivariado Ponderado, Metodologia de Superfície de Resposta, Soldagem de revestimento.

ABSTRACT

Process optimization with multiple responses usually involves a set of procedures employed for modeling, formulating and solving the optimization problem. If the multiple responses have different degrees of importance, weights may be assigned, so that the optimal point prioritizes the most important responses. In this context, few researches in the literature make use of a systematic method for allocating the weights and, many times, these are assigned using the decision makers' experience and judgment as one of the main criteria. Thus, this work was developed with the aim of proposing a new approach, called Canonical Mixture Polynomials Method, for identifying optimal weights in the optimization of processes with multiple responses. This strategy is based on performing mixture experiments for multi-objective problems in which the weights are treated as mixture components. The optimal weights are then determined from the modeling and minimizing of a canonical polynomial for the global percentage error function, calculated as the sum of the differences among the Pareto-optimal solutions in relation to their targets. To prove the functionality of the proposed method, the procedure of identifying optimal weights was applied on the optimization of flux cored arc welding used in a stainless steel cladding operation. Two optimization scenarios were established, the first treating the responses independently, and optimizing only the geometric profile of the weld bead, and the second considering the multiple correlated responses to optimize the weld bead geometry, the productivity, and the surface quality of the process. The welding was adjusted by four input variables and eight responses were analyzed. To formulate the optimization problems, the Response Surface Methodology was used in modeling of the objective functions and these were mathematically programmed by employing the Global Criterion Method and the Weighted Multivariate Mean Square Error in the respective scenarios. In this way, the Canonical Mixture Polynomials Method was satisfactorily developed and applied, leading the optimal results to the most efficient condition in which the global error among the multiple responses was the lowest possible.

Keywords: Multi-objective optimization, Optimal weights, Mixture experiments, Global Criterion Method, Weighted Multivariate Mean Square Error, Response Surface Methodology, Cladding.

LISTA DE FIGURAS

Figura 2.1 – Fronteira de Pareto para um problema biobjetivo.....	13
Figura 2.2 – Classificação das pesquisas da literatura quanto às estratégias de ponderação de múltiplas respostas.....	25
Figura 2.3 – Geração dos pesos no algoritmo evolucionário de Brar <i>et al.</i> (2002).....	30
Figura 2.4 – Superfícies de resposta.....	35
Figura 2.5 – Arranjos experimentais de superfície de resposta.....	36
Figura 2.6 – Possibilidades para o arranjo composto central.....	37
Figura 2.7 – Região experimental para os experimentos de misturas.....	38
Figura 2.8 – Arranjos de misturas.....	40
Figura 2.9 – Arranjos de misturas incorporados.....	40
Figura 2.10 – Região experimental definida por restrições de limites inferiores.....	42
Figura 2.11 – Região experimental definida por restrições de limites superiores.....	43
Figura 2.12 – Algoritmo Genético.....	48
Figura 3.1 – MPCM-I: Identificação de pesos ótimos para múltiplas respostas independentes.....	53
Figura 3.2 – MPCM-II: Identificação de pesos ótimos para múltiplas respostas correlacionadas.....	54
Figura 4.1 – Princípio de operação da soldagem de revestimento.....	58
Figura 4.2 – Exemplos de camadas de revestimento.....	58
Figura 4.3 – Perfil geométrico desejado do cordão de solda.....	59
Figura 4.4 – Geometria desejada para a deposição de três cordões de revestimento.....	59
Figura 4.5 – Efeito do aumento da diluição.....	61
Figura 4.6 – Quantidade de publicações a cada três anos relacionadas à soldagem de revestimento de aços carbono com aços inoxidáveis.....	62
Figura 4.7 – Tipos de gás de proteção utilizados nos trabalhos que empregaram a soldagem MIG/MAG ou com arame tubular para o revestimento de aços carbono com aços inoxidáveis.....	65

Figura 4.8 – Formato dos arames tubulares	67
Figura 4.9 – Soldagem com arame tubular autoprotetido	68
Figura 4.10 – Soldagem com arame tubular com gás de proteção	69
Figura 5.1 – Esquematização do objeto de estudo	72
Figura 5.2 – Método experimental	74
Figura 5.3 – Equipamentos utilizados	76
Figura 5.4 – Avaliação da formação de escória	77
Figura 5.5 – Avaliação do aspecto superficial	77
Figura 5.6 – Procedimento para medição da geometria do cordão	79
Figura 5.7 – Geometrias dos cordões após a preparação dos corpos de prova	79
Figura 6.1 – Efeitos principais sobre a largura do cordão	87
Figura 6.2 – Efeitos principais sobre a penetração	88
Figura 6.3 – Efeitos principais sobre o reforço	88
Figura 6.4 – Efeitos principais sobre a diluição	89
Figura 6.5 – Efeitos principais sobre a taxa de deposição	90
Figura 6.6 – Efeitos principais sobre o rendimento do processo	90
Figura 6.7 – Efeitos principais sobre a formação de escória	91
Figura 6.8 – Efeitos principais sobre o aspecto superficial	92
Figura 6.9 – Interação entre velocidade de alimentação e tensão sobre a largura do cordão	94
Figura 6.10 – Interação entre velocidade de alimentação e velocidade de soldagem sobre a largura do cordão	94
Figura 6.11 – Interação entre velocidade de alimentação e velocidade de soldagem sobre a penetração	94
Figura 6.12 – Interação entre velocidade de alimentação e distância bico de contato peça sobre a penetração	94
Figura 6.13 – Interação entre tensão e velocidade de alimentação sobre o reforço	94
Figura 6.14 – Interação entre velocidade de alimentação e tensão sobre a diluição	94

Figura 6.15 – Interação entre tensão e distância bico de contato peça sobre a taxa de deposição.....	95
Figura 6.16 – Interação entre velocidade de soldagem e distância bico de contato peça sobre a taxa de deposição.....	95
Figura 6.17 – Interação entre velocidade de alimentação e tensão sobre o rendimento.....	95
Figura 6.18 – Interação entre velocidade de alimentação e distância bico de contato peça sobre o rendimento.....	95
Figura 6.19 – Interação entre velocidade de soldagem e distância bico de contato peça sobre a formação de escória.....	95
Figura 6.20 – Interação entre tensão e distância bico de contato peça sobre o aspecto superficial.....	95
Figura 6.21 – Arranjo de misturas utilizado (<i>simplex</i> centroide).....	98
Figura 6.22 – Superfícies de resposta para o erro percentual global.....	101
Figura 6.23 – Perfil geométrico do cordão de revestimento obtido com os pesos ótimos....	103
Figura 6.24 – Gráficos de contorno para o erro percentual global e localização dos pesos ótimos.....	103
Figura 6.25 – Fronteira de Pareto para largura e penetração.....	104
Figura 6.26 – Fronteira de Pareto para largura e reforço.....	104
Figura 6.27 – Fronteira de Pareto para penetração e diluição.....	105
Figura 6.28 – Arranjo de misturas utilizado (<i>simplex lattice</i>).....	108
Figura 6.29 – Superfícies de resposta para o erro percentual global.....	116
Figura 6.30 – Perfil geométrico do cordão de revestimento obtido com os pesos ótimos....	118
Figura 6.31 – Gráficos de contorno para o erro percentual global e localização dos pesos ótimos.....	119
Figura 6.32 – Região viável especificada para o problema de otimização.....	120

LISTA DE TABELAS

Tabela 4.1 – Classificação dos trabalhos da literatura quanto aos processos de soldagem empregados nas operações de revestimento de aço carbono com aço inoxidáveis.....	63
Tabela 4.2 – Parâmetros estudados nos trabalhos que empregaram a soldagem MIG/MAG ou com arame tubular para o revestimento de aço carbono com aço inoxidáveis.....	64
Tabela 4.3 – Respostas analisadas nos trabalhos que empregaram a soldagem MIG/MAG ou com arame tubular para o revestimento de aço carbono com aço inoxidáveis.....	66
Tabela 5.1 – Parâmetros de soldagem e níveis de trabalho.....	75
Tabela 5.2 – Composição química do metal base e metal de adição.....	75
Tabela 5.3 – Matriz experimental.....	80
Tabela 6.1 – Coeficientes estimados para os modelos quadráticos completos.....	83
Tabela 6.2 – Análise de Variância.....	84
Tabela 6.3 – Comparação entre os ajustes dos modelos completos e modelos finais.....	85
Tabela 6.4 – Matriz experimental para os pesos.....	100
Tabela 6.5 – Otimização da geometria do cordão de revestimento do aço carbono ABNT 1020 com o aço inoxidável ABNT 316L utilizando os pesos ótimos.....	102
Tabela 6.6 – Estrutura de correlação das respostas otimizadas.....	107
Tabela 6.7 – Padronização e ponderação das respostas.....	110
Tabela 6.8 – Análise de Componentes Principais para as respostas ponderadas.....	111
Tabela 6.9 – Dados utilizados no cálculo dos alvos para os componentes principais das respostas ponderadas.....	111
Tabela 6.10 – Parâmetros configurados no Algoritmo Genético.....	112
Tabela 6.11 – Matriz experimental para os pesos.....	113
Tabela 6.12 – Otimização da soldagem de revestimento do aço carbono ABNT 1020 com o aço inoxidável ABNT 316L utilizando os pesos ótimos.....	117

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

ACP	Análise de Componentes Principais
AHP	<i>Analytic Hierarchy Process</i> – Método de Análise Hierárquica
ANOVA	Análise de Variância
AWS	<i>American Welding Society</i>
CCD	<i>Central Composite Design</i> – Arranjo Composto Central
CCC	Arranjo composto circunscrito
CCF	Arranjo de face centrada
CCI	Arranjo composto inscrito
DOE	<i>Design of Experiments</i>
EQM	Erro Quadrático Médio
EQMM	Erro Quadrático Médio Multivariado
EQMM _p	Erro Quadrático Médio Multivariado Ponderado
FCAW	<i>Flux Cored Arc Welding</i>
GRG	Gradiente Reduzido Generalizado
MCG	Método do Critério Global
MPCM	Método dos Polinômios Canônicos de Misturas
MPCM-I	Método dos Polinômios Canônicos de Misturas para identificação de pesos ótimos para múltiplas respostas independentes
MPCM-II	Método dos Polinômios Canônicos de Misturas para identificação de pesos ótimos para múltiplas respostas correlacionadas
MSR	Metodologia de Superfície de Resposta
OLS	<i>Ordinary Least Squares</i> – Mínimos Quadrados Ordinários

SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO.....	1
1.1. Objetivos do trabalho.....	7
1.2. Limitações.....	8
1.3. Estrutura do trabalho.....	9
2. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA.....	11
2.1. Otimização de múltiplos objetivos	11
2.1.1. Método do Critério Global.....	16
2.1.2. Erro Quadrático Médio Multivariado	17
2.1.3. Erro Quadrático Médio Multivariado Ponderado	22
2.2. Métodos de ponderação de múltiplas respostas.....	25
2.2.1. Ponderação baseada na experiência do tomador de decisão.....	26
2.2.2. Ponderação baseada no princípio de tentativa e erro	26
2.2.3. Ponderação utilizando métodos existentes.....	27
2.2.4. Ponderação utilizando métodos propostos.....	28
2.3. Métodos estatísticos para modelagem e análise de processos	32
2.3.1. Projeto e Análise de Experimentos	32
2.3.2. Metodologia de Superfície de Resposta.....	33
2.3.3. Experimentos de misturas	37
2.4. Algoritmos de otimização.....	44
2.4.1. Gradiente Reduzido Generalizado	44
2.4.2. Algoritmo Genético	46
2.5. Considerações finais	48
3. MÉTODO DOS POLINÔMIOS CANÔNICOS DE MISTURAS	50
3.1. Metamodelagem	50
3.1.1. MPCM-I: Identificação de pesos ótimos para múltiplas respostas independentes.....	53
3.1.2. MPCM-II: Identificação de pesos ótimos para múltiplas respostas correlacionadas	53
3.2. Caracterização do MPCM frente à literatura	54
3.3. Considerações finais	55

4. NATUREZA MULTI-OBJETIVO E MULTIVARIADA DA SOLDAGEM DE REVESTIMENTO	56
4.1. Soldagem de revestimento	56
4.1.1. Princípios de operação	57
4.1.2. Características do processo	58
4.2. Revestimentos de aços carbono com aços inoxidáveis.....	60
4.2.1. Controle da diluição	61
4.2.2. Importância tecnológica e científica do processo	62
4.3. Soldagem com arame tubular	66
4.3.1. Variáveis do processo	70
4.4. Considerações finais	71
5. PLANEJAMENTO EXPERIMENTAL	72
5.1. Objeto de estudo	72
5.2. Método experimental	73
5.2.1. Planejamento dos experimentos.....	74
5.2.2. Procedimento experimental	75
5.2.3. Coleta dos dados	76
5.3. Considerações finais	81
6. OTIMIZAÇÃO MULTI-OBJETIVO DA SOLDAGEM DE REVESTIMENTO	82
6.1. Modelagem das funções objetivo	82
6.2. Análise dos efeitos principais dos parâmetros.....	86
6.2.1. Efeitos principais sobre a geometria do cordão de revestimento.....	86
6.2.2. Efeitos principais sobre a produtividade.....	89
6.2.3. Efeitos principais sobre a qualidade	90
6.3. Análise dos efeitos das interações entre os parâmetros	92
6.3.1. Efeitos das interações sobre a geometria do cordão de revestimento.....	92
6.3.2. Efeitos das interações sobre a produtividade	93
6.3.3. Efeitos das interações sobre a qualidade.....	93
6.4. MPCM-I: Identificação de pesos ótimos para múltiplas respostas independentes.....	96
6.4.1. Passo 1: Formulação do problema de otimização multi-objetivo.....	97
6.4.2. Passo 2: Definição do arranjo de misturas	98
6.4.3. Passo 3: Procedimento experimental	99
6.4.4. Passo 4: Modelagem do erro percentual global	99
6.4.5. Passo 5: Identificação dos pesos ótimos	101

6.5. MPCM-II: Identificação de pesos ótimos para múltiplas respostas correlacionadas .	105
6.5.1. Passo 1: Especificação das respostas otimizadas.....	106
6.5.2. Passo 2: Definição do arranjo de misturas.....	106
6.5.3. Passo 3: Procedimento experimental	107
6.5.4. Passo 4: Modelagem do erro percentual global	115
6.5.5. Passo 5: Identificação dos pesos ótimos	115
6.6. Considerações finais	120
7. CONCLUSÕES.....	121
7.1. Contribuições do trabalho.....	123
7.2. Sugestões para estudos futuros	124
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	125
ANEXOS	133
ANEXO A – Planilha para otimização das respostas na fase 3 do método experimental.	133
ANEXO B – Planilha para otimização dos pesos na fase 3 do método experimental.....	133
ANEXO C – Planilha para otimização das respostas na fase 4 do método experimental .	134
ANEXO D – Planilha para otimização dos pesos na fase 4 do método experimental	135
PRODUÇÃO BIBLIOGRÁFICA	136
Artigos publicados em periódicos.....	136
Artigos publicados em anais de congressos.....	141

1. INTRODUÇÃO

O conceito de otimização, de acordo com Rao (2009), pode ser entendido como o ato de obter o melhor resultado sob dadas circunstâncias. Assim, nos mais diversos tipos de processos e operações de engenharia, engenheiros se deparam, em diferentes estágios de um ambiente industrial, com várias decisões relacionadas a aspectos tecnológicos ou gerenciais. O objetivo final pode ser traduzido tanto na minimização dos recursos necessários para uma determinada operação quanto na maximização dos resultados desejados. Portanto, desde que os recursos necessários ou os resultados desejados possam ser expressos como uma função de variáveis de decisão, entende-se a otimização como o processo de identificar as condições que proporcionem o valor máximo ou mínimo de uma função, a qual é denominada função objetivo.

Para os casos em que se deseja a otimização de múltiplas características, que são situações comuns à maioria dos processos industriais, um problema de otimização multi-objetivo pode ser então definido através da seguinte formulação:

$$\begin{aligned} \text{Encontre } \mathbf{x} = \begin{Bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{Bmatrix} \quad & \text{que minimiza } f_1(\mathbf{x}), f_2(\mathbf{x}), \dots, f_m(\mathbf{x}) \\ \text{Sujeito a : } & h_i(\mathbf{x}) = 0, \quad i = 1, 2, \dots, p \\ & g_j(\mathbf{x}) \leq 0, \quad j = 1, 2, \dots, q \end{aligned} \tag{1.1}$$

Na formulação anterior, $\mathbf{x}$ representa o vetor das variáveis de decisão, $f_1(\mathbf{x}), f_2(\mathbf{x}), \dots, f_m(\mathbf{x})$ são as funções objetivo a serem otimizadas, $h_i(\mathbf{x})$ representam as p restrições de igualdade e $g_j(\mathbf{x})$ as q restrições de desigualdade.

Levando em consideração os conceitos anteriores, visando aplicá-los no contexto da fabricação, a otimização dos processos de manufatura é então caracterizada como o ato de ajustar adequadamente as variáveis envolvidas nos processos, seja em seu fluxo produtivo ou em suas máquinas envolvidas, de forma que este ajuste possibilite os melhores resultados para o produto fabricado (custo, acabamento, produtividade ou conformidade com as especificações do cliente). Dessa forma, para promover a otimização dos diversos processos

de fabricação, a literatura disponibiliza um conjunto de procedimentos, que podem ser organizados nos seguintes passos:

- Definição das variáveis de decisão;
- Definição dos objetivos da otimização;
- Verificação das restrições do problema;
- Modelagem matemática das funções objetivo e equações de restrição;
- Formulação do problema de otimização;
- Alocação de pesos para as funções objetivo (quando estas apresentam importâncias diferentes)
- Identificação do ponto de ótimo;
- Análise dos resultados.

As variáveis de decisão compreendem um conjunto de parâmetros controláveis, cada um delimitado por um intervalo de valores nos quais o processo é configurado. Sendo assim, em um espaço cartesiano n -dimensional, onde cada eixo coordenado é representado por uma variável de decisão, as n variáveis determinam um espaço definido como a região de operação do processo. Uma vez que cada combinação das variáveis de decisão dentro dessa região operacional se caracteriza como uma possível configuração, o objetivo da otimização consiste em identificar, entre todas as possibilidades, qual a combinação de parâmetros que resulta nos melhores resultados para o processo em questão. Tais características justificam a importância da definição das variáveis de decisão como uma das primeiras etapas em um procedimento de otimização.

Tão importante quanto uma correta definição das variáveis de decisão é a especificação dos objetivos do problema. O decisor deve estabelecer a priori qual ou quais características necessitam ser otimizadas e, entre as respostas escolhidas, definir aquelas cujo objetivo é a minimização, maximização ou a identificação de um alvo específico.

A terceira etapa do procedimento listado anteriormente diz respeito à verificação das restrições do problema. Nesta fase, o processo é analisado para verificar se o mesmo apresenta limitações em seus recursos ou se existem características que devem ser respeitadas.

Assim, a solução ótima encontrada tem de obedecer a todas as restrições impostas pelo problema, sob pena de ser considerada como um resultado inviável.

Uma vez que foram definidas as variáveis de decisão, os objetivos da otimização e as restrições do problema, o próximo passo consiste em estabelecer as relações matemáticas entre essas características, de forma a escrever as respostas a serem otimizadas e as restrições do problema como funções das variáveis de decisão. As relações entre as respostas a serem otimizadas e as variáveis de decisão são denominadas funções objetivo e as funções entre as restrições e as variáveis de decisão caracterizam as equações de restrição. As equações de restrição podem ser do tipo igualdade ($h(\mathbf{x}) = 0$), quando necessitam obedecer a um valor específico, ou do tipo desigualdade ($g(\mathbf{x}) \leq 0$), quando o recurso disponível apresenta um limite mínimo ou máximo. Quanto à modelagem dessas funções, verifica-se que, em alguns casos, elas são obtidas de maneira direta, através do emprego de expressões já conhecidas. Por exemplo, um engenheiro que deseja maximizar o lucro de um processo pode escrever a função lucro como sendo a diferença entre a receita produzida e o custo necessário. Da mesma forma, um rendimento máximo pode ser obtido a partir da maximização dos resultados produzidos em relação aos recursos consumidos. Entretanto, para boa parte dos processos industriais, observa-se que as relações matemáticas entre as variáveis de entrada, respostas e limitações dos processos não são conhecidas, o que faz da modelagem das funções objetivo e equações de restrição algo não trivial. Nestes casos, a literatura disponibiliza um conjunto de técnicas estatísticas, baseadas principalmente no Projeto e Análise de Experimentos (*Design of Experiments* – DOE), que possibilitam que as características de um processo sejam modeladas a partir de dados experimentais, estes últimos planejados e coletados de maneira sistematizada (MONTGOMERY, 2009). Entre as técnicas do DOE, aquela que mais se destaca no contexto da otimização é a Metodologia de Superfície de Resposta (MSR), já que permite que as respostas de interesse sejam representadas através de polinômios de segunda ordem, apresentando, portanto, um ponto estacionário (de mínimo ou máximo).

Com o desenvolvimento das funções objetivo e equações de restrição, procede-se com a devida organização das mesmas, a fim de se compor a formulação do problema de otimização. Nesse contexto, diferentes técnicas e estratégias de programação matemática são apresentadas na literatura, as quais variam de acordo com a natureza e a complexidade dos problemas. Como alguns exemplos, Rao (2009) mostrou que, de acordo com o tipo das equações ou variáveis envolvidas, as seguintes técnicas podem ser utilizadas: programação linear, programação não-linear, programação geométrica, programação quadrática,

programação inteira, programação estocástica. Outros casos incluem a função *desirability* (DERRINGER e SUICH, 1980), a otimização robusta através da minimização do erro quadrático médio (KÖKSOY, 2006; LIN e TU, 1995) e as métricas L_p (ARDAKANI e NOOROSSANA, 2008). Citam-se ainda o erro quadrático médio proposto por Govindaluri e Cho (2007), o Erro Quadrático Médio Multivariado (EQMM) de Paiva *et al.* (2009) e o critério global baseado em componentes principais (GOMES *et al.*, 2012), que são estratégias que levam em consideração a estrutura de correlação existente entre múltiplas respostas. Vale destacar que quando múltiplas respostas são consideradas e estas necessitam ser otimizadas com diferentes graus de importância, vários dos métodos apresentados anteriormente permitem que pesos sejam atribuídos para as funções objetivo. No entanto, o critério adotado para a alocação de pesos tradicionalmente leva em consideração a experiência e a sensibilidade do tomador de decisão, além da ponderação baseada em tentativas, que é um procedimento também utilizado.

A partir da formulação do problema de otimização, a identificação do ponto de ótimo é feita com o emprego de algoritmos de otimização nas equações do problema. Novamente, para esta tarefa, várias contribuições têm sido apresentadas por diferentes pesquisadores, com destaque principalmente para os métodos gradientes, como o algoritmo GRG (Gradiente Reduzido Generalizado) (RAO, 2009), e os métodos evolucionários, como o Algoritmo Genético (BUSACCA *et al.*, 2001). Após a identificação do ponto de ótimo, deve-se analisar os resultados e compará-los com o processo real, realizando, sempre que possível, testes de confirmação e validação estatística.

Como pode ser observado nos parágrafos anteriores, verifica-se que a maioria das etapas enumeradas para a realização de um procedimento de otimização encontra-se bem estruturada pela literatura, com diversos métodos existentes para os vários tipos de problemas e situações. Obviamente, oportunidades de melhoria e aprimoramento sempre existem e, nesse sentido, pesquisadores têm trabalhado para que as ferramentas existentes sejam cada vez mais consolidadas. Entretanto, das etapas enumeradas, observa-se que uma delas ainda carece de discussões e de procedimentos sistematizados, o que a caracteriza, portanto, como um campo ainda a ser explorado. Entre uma variedade de técnicas de programação matemática das funções objetivo e equações de restrição, foi mencionado que quando múltiplas respostas precisam ser otimizadas com diferentes graus de importância, diversas estratégias possibilitam a alocação de pesos entre as respostas. No entanto, pouco se tem discutido sobre como fazer essa alocação de pesos, visando determinar qual a quantidade correta a ser alocada para cada característica. Dessa forma, a atribuição de pesos, muitas

vezes, acaba sendo baseada na experiência e no julgamento do tomador de decisão, critério este que pode conduzir a resultados satisfatórios, porém, em alguns casos, não ao melhor ponto de ótimo. Sendo assim, o presente trabalho foi desenvolvido com o propósito de contribuir com esta lacuna e, para tanto, foi motivado pelas seguintes questões:

1º) Considerando que múltiplas funções objetivo precisam ser otimizadas com diferentes graus de importância, como determinar os pesos de cada resposta de forma que elas, de uma maneira global, mais se aproximem de seus objetivos?

2º) Como aplicar esses conceitos para a otimização de processos de fabricação cujas múltiplas respostas sejam significativamente correlacionadas?

A motivação pela questão 1 é explicada pelo fato de que quando as respostas necessitam ser tratadas com pesos diferentes, geralmente o tomador de decisão tem de eleger aquela característica que julga mais importante e, dessa forma, alocar para essa resposta uma maior porcentagem do peso total. Entretanto, ao realizar esta tarefa, uma segunda característica pode ficar comprometida, se distanciando do seu objetivo devido à redução no seu grau de importância. Novamente, o tomador de decisão tem de realocar os pesos, visando melhorar a característica comprometida, mas sem prejudicar sua resposta mais importante. Esse procedimento, por tentativas, se repete até que um resultado satisfatório seja encontrado. Consequentemente, a alocação de pesos fica restrita à experiência e à sensibilidade do tomador de decisão, não sendo, portanto, analisada através de um método estruturado. Uma outra estratégia utilizada para a alocação de pesos, a qual é baseada no princípio de tentativa e erro, consiste em gerar um conjunto de soluções, denominadas Pareto-ótimas, escolhendo-se os pesos de maneira aleatória. O conjunto de resultados ótimos é então apresentado ao tomador de decisão e este, novamente utilizando sua experiência, determina o ponto considerado mais viável.

Com relação à questão 2, observa-se que tão comum quanto à existência de múltiplas respostas em um problema de otimização é a possibilidade de que elas apresentem correlações significativas entre si. Dessa forma, a presença de uma estrutura de correlação significativa pode influenciar diretamente a localização do ponto de ótimo, o que aumenta a complexidade do problema e torna necessário que este seja analisado através de métodos específicos. Portanto, a motivação pela questão 2 é justificada pelo desafio de incorporar ao problema de

otimização de múltiplas respostas correlacionadas, que por si só já apresenta elementos especiais, uma estratégia para a identificação de ponderações ótimas.

Para responder às questões anteriores, a ideia central do presente trabalho, que originou o Método dos Polinômios Canônicos de Misturas (MPCM), leva em consideração o fato de que a partir da formulação de um problema de otimização multi-objetivo, sendo as múltiplas respostas de diferentes graus de importância, experimentos baseados em arranjos de misturas sejam planejados e executados. Dentro dessa proposta, considera-se o peso de cada resposta como variável de decisão e, para cada cenário de otimização, analisa-se o erro percentual de cada característica em relação ao seu objetivo pré-definido. O objetivo é identificar a combinação de pesos na qual o somatório dos erros de todas as respostas, modelado experimentalmente por meio de um polinômio canônico, seja o menor possível.

Para demonstrar a aplicabilidade do método proposto, duas técnicas de programação matemática das funções objetivo foram utilizadas: o Método do Critério Global (MCG), na identificação de pesos ótimos para múltiplas respostas independentes (MPCM-I), e o Erro Quadrático Médio Multivariado Ponderado (EQMM_p), na identificação de pesos ótimos para múltiplas respostas correlacionadas (MPCM-II). O Método do Critério Global, segundo Rao (2009), é uma técnica multi-objetivo na qual o ponto de ótimo é obtido a partir da minimização de um critério global definido como soma dos desvios quadráticos relativos das respostas em relação aos seus valores alvo. É caracterizado como um método robusto e eficiente, tratando as múltiplas respostas de maneira independente. Já o Erro Quadrático Médio Multivariado Ponderado foi recentemente proposto por Gomes *et al.* (2013) como uma estratégia para a otimização de múltiplas respostas correlacionadas com pesos diferentes, que se distingue de outros métodos devido a duas características principais: a eliminação do efeito da correlação durante a otimização e a possibilidade de ponderação das respostas correlacionadas. Entretanto, a ponderação neste método não se desenvolve da maneira tradicional, necessitando, para isso, de um procedimento específico.

Como aplicação prática, os aspectos teóricos desenvolvidos foram empregados na otimização de um processo de soldagem com arame tubular utilizado para operações de revestimento de chapas de aço ABNT 1020 com o aço inoxidável ABNT 316L. Justifica-se a escolha deste processo pelo fato de que as operações de soldagem, em sua natureza, apresentam **quatro características** inseridas no tema deste trabalho: são processos **multi-objetivo**, **multivariados**, as múltiplas respostas envolvidas podem se mostrar **significativamente correlacionadas** e elas **não possuem o mesmo grau de importância**. Além disso, entre as várias possibilidades de aplicação da soldagem, as operações de

revestimento têm apresentado características interessantes em alguns ambientes industriais. No caso dos revestimentos de chapas de aço carbono com aços inoxidáveis, suas principais vantagens se resumem à obtenção de superfícies com propriedades anticorrosivas a partir de um material de baixo custo e ao impacto econômico positivo resultante desta operação. Porém, tal processo também apresenta suas complexidades, sobretudo no que diz respeito à obtenção do perfil geométrico desejado do cordão de solda.

1.1. Objetivos do trabalho

Em função da discussão apresentada na seção anterior, estabelecem-se, para o presente trabalho, os seguintes objetivos gerais:

- Desenvolvimento e proposição de um método estruturado para a identificação de pesos ótimos em problemas de otimização multi-objetivo;
- Aplicação do método proposto para a otimização de um processo de fabricação (soldagem de revestimento) considerando múltiplas respostas independentes e múltiplas respostas correlacionadas.

Para cumprir com os objetivos anteriores, a estratégia de pesquisa utilizada, baseada em experimentos, foi conduzida em quatro fases. Assim, a partir das definições e proposições teóricas e dado que as funções de transferência entre os parâmetros de soldagem e as respostas de interesse eram inicialmente desconhecidas, empregou-se, em princípio, a Metodologia de Superfície de Resposta para o planejamento dos experimentos e coleta dos dados (fase 1) e também para a modelagem e análise do processo (fase 2). Em seguida, o Método dos Polinômios Canônicos de Misturas foi aplicado, utilizando o Método do Critério Global, para a otimização somente do perfil geométrico do cordão de revestimento (fase 3), não levando em consideração a influência da correlação sobre as respostas. Por fim, na fase 4, o problema de otimização foi incorporado com características relacionadas à qualidade e à produtividade do processo, assim como com o efeito da correlação sobre as múltiplas respostas, e o método proposto foi aplicado, empregando neste cenário o Erro Quadrático Médio Multivariado Ponderado, para a otimização global do processo. No geral, o objeto de estudo deste trabalho (soldagem de revestimento de aços carbono com aços inoxidáveis), conforme descrito no Capítulo 5, foi configurado por quatro variáveis de entrada e oito respostas foram consideradas para a sua otimização multi-objetivo.

Dessa forma, desdobrando os objetivos gerais enunciados anteriormente, chega-se aos seguintes objetivos específicos:

- Caracterização do MPCM frente a outras técnicas disponíveis na literatura;
- Desenvolvimento de modelos de superfície de resposta para as características do processo otimizado e análise estatística dos modelos;
- Identificação de conflitos de interesse do problema multi-objetivo por meio da análise dos efeitos principais e efeitos das interações dos parâmetros sobre cada resposta;
- Aplicação do método proposto em uma técnica de programação matemática, no caso o MCG, que não leva em consideração a influência da correlação sobre as respostas (MPCM-I);
- Aplicação do método proposto para o caso de otimização de múltiplas respostas correlacionadas, empregando-se o EQMM_P (MPCM-II);
- Desenvolvimento e análise estatística de um polinômio canônico de misturas para o erro global das respostas Pareto-ótimas, considerando os pesos como variáveis de entrada;
- Análise e comparação dos pesos ótimos em relação ao polinômio de misturas desenvolvido;
- Localização das respostas obtidas com os pesos ótimos frente ao conjunto Pareto-ótimo (fronteira de Pareto);
- Análise dos resultados sob o ponto de vista prático;

1.2. Limitações

Embora o principal objetivo desta pesquisa seja propor um novo método para a ponderação ótima de processos multi-objetivo, visando viabilizá-lo para os mais distintos cenários industriais, verifica-se que os resultados aqui apresentados encontram-se delimitados por alguns elementos característicos deste estudo. Sendo assim, as limitações deste trabalho podem ser classificadas de acordo com os seguintes aspectos:

- **Quanto ao processo de fabricação:** conforme apresentado, espera-se que o método proposto possa ser aplicado a diferentes processos de manufatura. Entretanto, este trabalho

se limitou à análise e otimização da soldagem com arame tubular empregada para operações de revestimento de chapas de aço carbono utilizando o aço inoxidável. Outras aplicações em operações de soldagem ou em outros processos de fabricação não se encontram aqui documentadas. Além disso, como técnica de soldagem, foi depositado apenas um cordão de aço inoxidável em cada chapa de aço carbono (técnica *bead on plate*). Técnicas de deposição de múltiplos cordões sobrepostos lateralmente ainda não foram analisadas.

- **Quanto aos arranjos experimentais:** para o planejamento e a realização dos experimentos, considerou-se apenas o arranjo composto central (CCD) para a composição dos experimentos de superfície de resposta e os arranjos *simplex* centroide e *simplex lattice* de grau 2 para os experimentos de misturas. Isto faz com que os modelos matemáticos desenvolvidos fiquem restritos aos comportamentos desses arranjos.
- **Quanto às técnicas de programação matemática:** de maneira análoga ao processo otimizado, também se espera que as diversas técnicas de programação matemática disponíveis na literatura sejam aplicáveis ao método desenvolvido. No entanto, para esta pesquisa, considerou-se apenas o MCG para o caso de otimização de múltiplas respostas independentes, e apenas o EQMM_p para a otimização de múltiplas respostas correlacionadas.
- **Quanto ao critério para identificação dos pesos ótimos:** a modelagem e otimização dos pesos se limitaram unicamente à minimização da função erro percentual global, avaliada em cada cenário de otimização definido pelos arranjos de misturas. Outros critérios para a avaliação das soluções Pareto-ótimas não foram ainda testados.
- **Quanto aos algoritmos de otimização:** como algoritmos para a identificação dos pontos de ótimo, os únicos utilizados foram o Algoritmo Genético e o GRG, pois estes se encontram disponibilizados no pacote de suplementos do *Microsoft Excel*, versão 2010. Consequentemente, a localização dos pontos de ótimo fica condicionada ao desempenho dessas ferramentas.

1.3. Estrutura do trabalho

Este primeiro capítulo foi escrito com o objetivo de introduzir, justificar e contextualizar o problema de pesquisa. Assim, partindo de um conceito mais amplo de

otimização, foi caracterizado um problema multi-objetivo visando relacioná-lo ao contexto dos processos de fabricação. Em seguida, com relação às etapas envolvidas em um procedimento de otimização, buscou-se analisar cada uma de forma isolada, evidenciando, ao final desta análise, com quais aspectos se pretende contribuir. Os fatores que motivaram a realização desta pesquisa foram então apresentados e os objetivos e delimitações devidamente estabelecidos. Por fim, para cumprir com as proposições anteriores, o presente trabalho foi elaborado em sete capítulos, estando os demais organizados da seguinte maneira:

- O **Capítulo 2** apresenta os fundamentos teóricos necessários para o desenvolvimento da pesquisa. Dessa forma, os principais conceitos relacionados aos métodos de otimização multi-objetivo, aos métodos de ponderação de múltiplas respostas existentes na literatura, às técnicas experimentais para a modelagem e análise de processos e aos algoritmos de otimização empregados são discutidos neste capítulo.
- O **Capítulo 3** desenvolve o Método dos Polinômios Canônicos de Misturas para a identificação de pesos ótimos na otimização de processos multi-objetivo, apresentando o procedimento proposto para a ponderação ótima e caracterizando este método diante de outras técnicas da literatura.
- O **Capítulo 4** discute a natureza multi-objetivo e multivariada da aplicação prática deste trabalho, definindo os principais conceitos relacionados à soldagem de revestimento e ao caso específico dos revestimentos de chapas de aço carbono com aços inoxidáveis, assim como sua relevância sob o ponto de vista tecnológico e científico.
- O **Capítulo 5** descreve o planejamento experimental da pesquisa, importante para a modelagem, análise e otimização do processo de soldagem de revestimento e, principalmente, para demonstrar a aplicabilidade do método proposto. Vale destacar que a primeira fase (planejamento e execução dos experimentos através da MSR) encontra-se relatada neste capítulo.
- O **Capítulo 6** apresenta e discute os resultados obtidos, com a modelagem e análise multi-objetivo do processo de soldagem e a aplicação do método de ponderação ótima utilizando as técnicas do MCG e do EQMM_p.
- Finalmente, o **Capítulo 7** encerra o trabalho, apresentando as conclusões e as contribuições desta pesquisa, além das sugestões para estudos futuros.

2. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

Conforme brevemente discutido no final do capítulo anterior, este capítulo apresenta todo o suporte teórico necessário para o desenvolvimento desta pesquisa. Sendo assim, inicia-se com a discussão dos conceitos inerentes à otimização de problemas multi-objetivo e com a descrição das técnicas de programação matemática utilizadas. O Método do Critério Global é descrito tal como formulado por Rao (2009). Quanto ao Erro Quadrático Médio Multivariado Ponderado, contextualiza-se, primeiramente, os fatores que levaram ao desenvolvimento do Erro Quadrático Médio Multivariado proposto por Paiva *et al.* (2009) para, em seguida, demonstrar como surgiu a estratégia de ponderação das respostas, a partir do EQMM original, que resultou neste método ponderado. Após a apresentação destas técnicas de otimização, a seção seguinte detalha os principais métodos de ponderação de múltiplas respostas existentes na literatura. O objetivo desta seção, ponto central do capítulo, é desenvolver uma análise crítica a respeito dos métodos convencionais de ponderação e também de algumas estratégias próprias que vêm sendo propostas para esta tarefa. Com isso, pretende-se diferenciar as características dessas abordagens em relação ao método proposto, tornando assim claras as contribuições deste trabalho. Na sequência, são discutidos os métodos estatísticos utilizados para a modelagem e análise de processos, nos quais os principais conceitos se baseiam no Projeto e Análise de Experimentos (*Design of Experiments* – DOE). Entre as técnicas do DOE, a Metodologia de Superfície de Resposta e os experimentos de misturas, empregados neste trabalho, são apresentados em maiores detalhes. Encerrando o capítulo, apresenta-se os principais elementos referentes ao Algoritmo Genético e ao Gradiente Reduzido Generalizado, que são as ferramentas de busca utilizadas para a localização dos pontos de ótimo.

2.1. Otimização de múltiplos objetivos

A otimização multi-objetivo, de acordo com Huang *et al.* (2006), é uma metodologia cujo foco é a otimização de um conjunto de funções objetivo de maneira sistemática e simultânea. Vêm sendo crescentemente empregada para aplicações de engenharia, na medida em que os múltiplos objetivos são de natureza conflitante. Para Baril *et al.* (2011), o problema de otimização multi-objetivo consiste em se determinar o vetor de variáveis de decisão $\mathbf{x} = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ que otimiza o vetor de funções objetivo $F(\mathbf{x}) = \{f_1(\mathbf{x}), f_2(\mathbf{x}), \dots, f_m(\mathbf{x})\}$, dentro de uma região de solução viável. Pode ser formulado da seguinte maneira:

$$\begin{aligned}
& \text{Min } F(\mathbf{x}) = \{f_1(\mathbf{x}), f_2(\mathbf{x}), \dots, f_m(\mathbf{x})\} \\
& \text{s. a.: } h_i(\mathbf{x}) = 0, \quad i = 1, 2, \dots, p \\
& \quad g_j(\mathbf{x}) \leq 0, \quad j = 1, 2, \dots, q \\
& \quad \mathbf{x}^{\min} \leq \mathbf{x} \leq \mathbf{x}^{\max}
\end{aligned} \tag{2.1}$$

onde: $h_i(\mathbf{x}) = 0$ – Restrições de igualdade

$g_j(\mathbf{x}) \leq 0$ – Restrições de desigualdade

$\mathbf{x}^{\min}, \mathbf{x}^{\max}$ – Limites mínimo e máximo para o vetor das variáveis de decisão

Vale destacar que a Eq. (2.1) é semelhante à Eq. (1.1) descrita no início do Capítulo 1.

Há um consenso na literatura de que nos problemas multi-objetivo é muito pouco provável que exista uma solução ótima $\mathbf{x}^*$ que minimize todas as funções de maneira simultânea. No geral, os m objetivos apresentam conflitos de interesse. Portanto, o conceito de solução Pareto-ótima, segundo Rao (2009), passa a ser de grande relevância para esses tipos de problema. De acordo com o autor, uma solução viável $\mathbf{x}^*$ é denominada Pareto-ótima se não existe outra solução viável $\mathbf{y}$ tal que $f_i(\mathbf{y}) \leq f_i(\mathbf{x}^*)$, $i = 1, 2, \dots, m$, com $f_j(\mathbf{y}) < f_j(\mathbf{x}^*)$ em pelo menos um objetivo j . Em outras palavras, um vetor $\mathbf{x}^*$ é dito Pareto-ótimo se não existe outra solução $\mathbf{y}$ que irá provocar a redução em alguma função objetivo sem causar um aumento simultâneo em pelo menos um dos outros objetivos.

Com isso, a tarefa essencial dos métodos de otimização multi-objetivo passa a ser a de identificar não somente um ponto de ótimo, mas um conjunto de soluções Pareto-ótimas que, juntas, delimitam a fronteira de eficiência do problema, esta última conhecida como fronteira de Pareto (KONAK *et al.*, 2006). A partir da construção da fronteira, critérios adicionais podem ser utilizados para selecionar a solução considerada mais viável (BARIL *et al.*, 2011; LI *et al.*, 1999; RAO, 2009). No entanto, Sanchis *et al.* (2010) consideraram essa tarefa como subjetiva e não trivial, já que depende da experiência e da preferência do tomador de decisão para analisar as informações da fronteira. A **Figura 2.1** ilustra uma fronteira de Pareto construída para um problema biobjetivo. Nesta figura, os pontos A_1 e A_2 correspondem aos pontos de ancoragem da fronteira, ou seja, os pontos que representam as otimizações individuais de cada função objetivo.

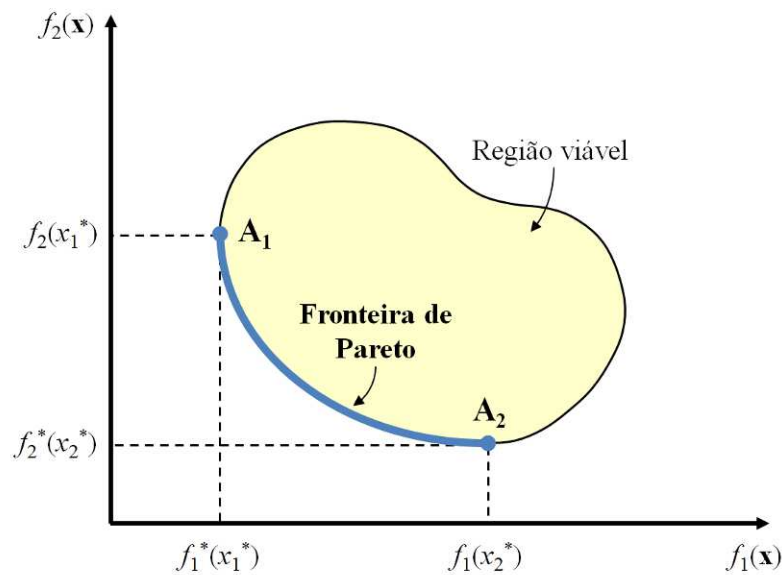


Figura 2.1 – Fronteira de Pareto para um problema biobjetivo
(adaptado de VAHIDINASAB e JADID, 2010)

Vários métodos para a otimização de múltiplos objetivos podem ser encontrados na literatura. De um modo geral, tais estratégias podem ser divididas em dois grupos: os métodos de priorização das funções objetivo e os métodos de aglutinação. Nos **métodos de priorização**, elege-se a função objetivo mais importante para ser otimizada e as demais são tratadas no problema como restrições. Exemplos dessa abordagem incluem a programação lexicográfica (RAO, 2009) e o método de restrição ϵ (LI *et al.*, 1999). Para os **métodos de aglutinação**, a estratégia adotada consiste em combinar as funções objetivo individuais em uma única função, que se torna o objetivo global do problema. A otimização da função global garante a otimização das funções objetivo individuais. O método de somas ponderadas, do qual fazem parte o MCG e o EQMM_p, a função desirability (DERRINGER e SUICH, 1980) e o EQMM (Paiva *et al.*, 2009) são exemplos deste grupo.

Uma outra classificação dos métodos multi-objetivo foi apresentada por Miettinen (1999). Segundo o autor, os vários métodos existentes podem ser organizados de acordo com as seguintes categorias:

- **Métodos sem preferência:** são estratégias relativamente simples nas quais o problema multi-objetivo é resolvido e a solução encontrada é apresentada ao tomador de decisão, que pode aceitá-la ou não. Estes métodos são indicados para as situações em que o tomador de decisão não possui maiores expectativas a respeito do ponto de ótimo, ficando, portanto,

satisfeito com qualquer solução obtida. O critério global encontra-se classificado dentro desta categoria.

- **Métodos a posteriori:** o conjunto de soluções Pareto-ótimas, após ser gerado, é apresentado ao tomador de decisão para que este determine a solução mais viável. Entretanto, a análise de todo o conjunto Pareto-ótimo pode se tornar uma tarefa difícil e demorada. Assim, sugere-se, sempre que possível, reduzir o tamanho do conjunto de soluções e também auxiliar o tomador de decisão na seleção final. Os métodos a posteriori consideram, entre outras alternativas, o método de somas ponderadas, o método de restrição ϵ e o método de métricas ponderadas.
- **Métodos a priori:** estes métodos tentam quantificar a preferência do tomador de decisão e, utilizando-se desta informação, determinam o melhor ponto de ótimo. Exemplos desta categoria incluem a programação lexicográfica, a programação por metas e a programação linear física (BARIL *et al.*, 2011).
- **Métodos interativos:** nestes métodos, o tomador de decisão participa ativamente do processo de solução iterativo, especificando suas preferências de maneira gradual. Como exemplos, Baril *et al.* (2011) citaram o método de Tchebycheff e os algoritmos interativos para problemas multi-objetivo.

Entre as diferentes opções apresentadas, a escolha do presente trabalho recai sobre o método de somas ponderadas, uma vez que o objetivo proposto é o desenvolvimento de um método para a identificação de ponderações ótimas. Além disso, conforme já mencionado, as técnicas de programação matemática aqui utilizadas, ou seja, o Método do Critério Global e o Erro Quadrático Médio Multivariado Ponderado, embora definidas em formulações diferentes, apresentam, em sua essência, o princípio de somas ponderadas. Considera-se ainda o fato deste método ser uma das estratégias mais empregadas para a resolução de problemas de otimização multi-objetivo, devido à sua relativa simplicidade e capacidade de interpretação física a respeito dos processos (ZHANG e YANG, 2001).

Na literatura, o método de somas ponderadas é caracterizado como uma sequência de problemas em que a função objetivo global é definida por uma combinação linear entre as funções objetivo individuais e seus respectivos graus de importância (pesos). Sua formulação matemática é dada pela seguinte expressão:

$$\begin{aligned}
\text{Min } F(\mathbf{x}) &= \sum_{i=1}^m w_i f_i(\mathbf{x}) = w_1 f_1(\mathbf{x}) + w_2 f_2(\mathbf{x}) + \dots + w_m f_m(\mathbf{x}) \\
\text{s.a.: } h_i(\mathbf{x}) &= 0, \quad i = 1, 2, \dots, p \\
g_j(\mathbf{x}) &\leq 0, \quad j = 1, 2, \dots, q \\
\mathbf{x}^{\min} &\leq \mathbf{x} \leq \mathbf{x}^{\max}
\end{aligned} \tag{2.2}$$

onde: $F(\mathbf{x})$ – Função objetivo global

w_i – Pesos das funções objetivo individuais

O termo “*sequência de problemas*”, ao qual se refere a literatura, diz respeito ao fato de que para a geração do conjunto de soluções Pareto-ótimas, o problema definido pela Eq. (2.2) necessita ser resolvido diversas vezes utilizando diferentes combinações de pesos entre as funções objetivo (LI *et al.*, 1999; ZHANG e YANG, 2001). Esta característica, no entanto, tem sido apontada entre os pesquisadores como a principal dificuldade envolvendo o método de somas ponderadas. De acordo com Sanchis *et al.* (2010), a seleção dos pesos é um procedimento iterativo e baseado em tentativa e erro, o que pode fazer com que as soluções encontradas não reflitam o melhor resultado em função do infinito número de soluções que delimitam um conjunto Pareto-ótimo. Para Konak *et al.* (2006), embora o método de somas ponderadas seja atrativo e efetivo, dificilmente se conhece o grau de importância a ser atribuído para cada objetivo. Consequentemente, resultados substancialmente diferentes podem ser obtidos para as várias combinações de pesos.

Além das informações acima, os resultados da pesquisa de Zhang e Yang (2001) mostraram que, entre todas as possibilidades de ponderações, existem intervalos nos quais os pesos são não efetivos e a solução ótima torna-se indiferente para estas situações. Isto significa que, diante destes casos, qualquer combinação de pesos dentro do intervalo não efetivo conduz a solução ótima para o mesmo ponto. Portanto, o desenvolvimento de técnicas de ponderação de múltiplas funções objetivo, sobretudo no caso do método de somas ponderadas, tem sido visto como algo relevante frente aos trabalhos desenvolvidos na literatura, na medida em que se busca superar as barreiras impostas por esses tipos de problemas.

2.1.1. Método do Critério Global

O Método do Critério Global foi apresentado por Rao (2009) como uma técnica de programação de múltiplos objetivos em que a solução ótima é encontrada através da minimização de um critério global pré-selecionado, $G(\mathbf{x})$, definido como a soma dos quadrados dos desvios relativos das funções objetivo individuais em relação à solução ideal. A formulação do MCG é dada por:

$$\begin{aligned} \text{Min } G(\mathbf{x}) &= \sum_{i=1}^m \left[\frac{T_i - f_i(\mathbf{x})}{T_i} \right]^2 \\ \text{s. a.: } g_j(\mathbf{x}) &\leq 0, \quad j = 1, 2, \dots, q \end{aligned} \quad (2.3)$$

onde: $G(\mathbf{x})$ – Critério global

T_i – Alvos definidos para as funções objetivo

$f_i(\mathbf{x})$ – Funções objetivo

m – Número de objetivos

$g_j(\mathbf{x}) \leq 0$ – Restrições

Em relação à Eq. (2.3), é conveniente ressaltar que a estratégia de aglutinação fica clara quando os desvios relativos das funções objetivo são combinados para compor a função global $G(\mathbf{x})$. Além disso, o escalonamento dos mesmos desvios pelos alvos T_i faz com que respostas de unidades e magnitudes diferentes possam ser tratadas num mesmo problema. Estas características fazem do MCG uma técnica eficiente e, portanto, aplicável a diferentes tipos de processos.

Se as múltiplas funções objetivo apresentam diferentes graus de importância, a formulação apresentada por Rao (2009) permite que pesos sejam inseridos para a ponderação de tais funções. Neste caso, o problema de otimização passa a ser escrito como:

$$\begin{aligned} \text{Min } G(\mathbf{x}) &= \sum_{i=1}^m w_i \cdot \left[\frac{T_i - f_i(\mathbf{x})}{T_i} \right]^2 \\ \text{s. a.: } g_j(\mathbf{x}) &\leq 0, \quad j = 1, 2, \dots, q \end{aligned} \quad (2.4)$$

onde: w_i – Pesos atribuídos para as funções objetivo, com $\sum_{i=1}^m w_i = 1$.

Com a definição da Eq. (2.4), surge para o Método do Critério Global o desafio da ponderação de múltiplas respostas, uma vez que a função $G(\mathbf{x})$ fica representada por uma soma ponderada. No que diz respeito à abordagem de Miettinen (1999), verifica-se que o MCG pode ser classificado de maneiras distintas. Enquanto a Eq. (2.3) se mostra como um método sem preferência, tal como especificado pelo autor, a Eq. (2.4) é vista como um método a posteriori, pois a inserção de pesos possibilita a determinação de soluções Pareto-ótimas.

Nas formulações apresentadas, a identificação dos pontos de ótimo é obtida pela aplicação de algoritmos de otimização nas respectivas equações. Para o caso do critério global, o presente trabalho utilizou-se do algoritmo GRG (Gradiente Reduzido Generalizado) no desenvolvimento desta tarefa.

2.1.2. Erro Quadrático Médio Multivariado

No contexto da otimização robusta, o erro quadrático médio (*EQM*) é uma técnica que combina as funções objetivo desenvolvidas para a média $\hat{y}(\mathbf{x})$ e variância $\hat{\sigma}^2(\mathbf{x})$ de uma resposta, além do alvo desejado T . Esta abordagem é sujeita apenas à restrição do espaço de solução viável, tal como inicialmente sugerido por Lin e Tu (1995):

$$\underset{\mathbf{x} \in \Omega}{\text{Min}} \text{EQM} = [\hat{y}(\mathbf{x}) - T]^2 + \hat{\sigma}^2(\mathbf{x}) \quad (2.5)$$

Na equação anterior, Ω é um símbolo utilizado para indicar a região de solução viável na qual o vetor $\mathbf{x}$ está inserido. Dessa forma, a minimização da função *EQM* promove a otimização conjunta da média e variância, levando, portanto, à melhoria da qualidade de diferentes produtos e processos. Entretanto, esta expressão se refere à média e variância de apenas uma resposta. Para o caso de múltiplas características, Köksoy (2006) propôs a aglutinação de várias funções *EQM*, as quais poderiam ser ponderadas ou não. Assim, se as respostas apresentarem diferentes graus de importância, a função objetivo global para o erro quadrático médio pode ser escrita como:

$$\text{EQM}_G = \sum_{i=1}^m w_i \cdot \text{EQM}_i = \sum_{i=1}^m w_i \cdot \{ [\hat{y}_i(\mathbf{x}) - T_i]^2 + \hat{\sigma}_i^2(\mathbf{x}) \} \quad (2.6)$$

onde: EQM_G – Erro quadrático médio global
 m – Número de respostas consideradas
 w_i – Pesos atribuídos

Além dos métodos apresentados, outras estratégias que consideram alvos para as funções objetivo também são encontradas na literatura, como as métricas L_p utilizadas por Ardakani e Noorossana (2008):

$$\begin{aligned} \text{Min } \bar{f}(\mathbf{x}) &= \sum_{i=1}^m w_i \cdot \left[\frac{f_i(\mathbf{x}) - f_i^I}{f_i^{MAX} - f_i^I} \right]^2 \\ \text{s. a.: } \mathbf{x}^T \mathbf{x} &\leq \rho^2 \\ 0 &\leq w_i \leq 1 \end{aligned} \quad (2.7)$$

Na Eq. (2.7), $\bar{f}(\mathbf{x})$ é a função objetivo global e os valores f_i^I e f_i^{MAX} são obtidos na matriz *payoff* das funções objetivo. A matriz *payoff* é uma matriz construída a partir da otimização individual de cada função objetivo, onde f_i^I representa o valor resultante da otimização de $f_i(\mathbf{x})$ e f_i^{MAX} é o valor máximo observado para a i -ésima função objetivo, considerando todas as otimizações individuais. A expressão $\mathbf{x}^T \mathbf{x} \leq \rho^2$ descreve a restrição para uma região de solução esférica, onde ρ é o raio da esfera.

Apesar das técnicas anteriores serem úteis no que diz respeito à otimização de múltiplos objetivos, verifica-se que elas apresentam uma desvantagem em comum: tais métodos não levam em consideração a influência da correlação entre as múltiplas respostas sobre os resultados da otimização. Conforme argumentado em Paiva (2008, 2012), a existência de correlações significativas sobre as respostas otimizadas exerce influência direta sobre as funções objetivo. Como consequência, a negligência destas informações pode conduzir o problema a soluções ótimas inadequadas (BRATCHELL, 1989; KHURI e CONLON, 1981). Assim, para considerar o efeito da correlação, Govindaluri e Cho (2007) propuseram o emprego da seguinte formulação:

$$EQM_i = (\hat{y}_i(\mathbf{x}) - T_i)^2 + \hat{\sigma}_i^2(\mathbf{x}) + \sum_{j=1}^{i-1} \frac{\hat{\sigma}_i(\mathbf{x})}{\hat{\sigma}_i(\mathbf{x}) + \hat{\sigma}_j(\mathbf{x})} \cdot [\hat{\sigma}_{ij}(\mathbf{x}) + (\hat{y}_i(\mathbf{x}) - T_i) \cdot (\hat{y}_j(\mathbf{x}) - T_j)] \quad (2.8)$$

Embora coerente, a obtenção de uma função objetivo para a covariância $\hat{\sigma}_{ij}(\mathbf{x})$ da Eq. (2.8), por meio de uma abordagem experimental, é somente possível quando os testes são replicados ou quando se utiliza de um arranjo cruzado, o que aumenta consideravelmente o número de experimentos. Esta é a principal desvantagem deste método.

Também levando em consideração o fato de que a estrutura de correlação pode influenciar significativamente os resultados da otimização, Vining (1998) apresentou como estratégia a minimização do valor esperado de uma função perda multivariada, dado por:

$$E [L[y(\mathbf{x}), \boldsymbol{\theta}]] = [E[y(\mathbf{x})] - \boldsymbol{\theta}]^T \mathbf{C} [E[y(\mathbf{x})] - \boldsymbol{\theta}] + \text{trace}[\mathbf{C} \Sigma_y(\mathbf{x})] \quad (2.9)$$

onde: $E [L[y(\mathbf{x}), \boldsymbol{\theta}]]$ – Valor esperado da função perda multivariada

$\mathbf{x}$ – Vetor das variáveis de decisão

$y(\mathbf{x})$ – Vetor das respostas otimizadas

$\boldsymbol{\theta}$ – Alvos das respostas

$\mathbf{C}$ – Matriz dos pesos associados aos desvios de $y(\mathbf{x})$ em relação aos alvos

$\Sigma_y(\mathbf{x})$ – Matriz de variância-covariância das respostas

Da mesma forma, Chiao e Hamada (2001) propuseram a integração multivariada, usando uma região específica definida para as respostas, de tal forma que a solução ótima não levasse em consideração os valores alvo. Entretanto, apesar de eficiente, a integração multivariada não se mostra uma tarefa fácil. Esta formulação é escrita como:

$$\begin{aligned} \text{Max } P(Y \in S) &= \frac{1}{\sqrt{|\Sigma|}(2\pi)^p} \left[\int_{a_1}^{b_1} \int_{a_2}^{b_2} \dots \int_{a_p}^{b_p} e^{-\frac{1}{2}(Y-\mu)^T \Sigma^{-1}(Y-\mu)} dY \right] \\ \text{s. a.: } \mathbf{x}^T \mathbf{x} &\leq \rho^2 \end{aligned} \quad (2.10)$$

onde: Y – Vetor das múltiplas respostas

S – Região especificada para as respostas

a_i, b_i – Limites inferior e superior de S

Σ – Matriz de variância-covariância das respostas

$\mathbf{x}^T \mathbf{x} \leq \rho^2$ – Restrição para a região de solução esférica

Diante de tais dificuldades, Bratchell (1989) se propôs a seguir uma direção diferente, fazendo uso de funções de superfície de resposta de segunda ordem para representar adequadamente o conjunto original de respostas correlacionadas através de um pequeno número de variáveis não correlacionadas, estas últimas provenientes da Análise de Componentes Principais (ACP) (JOHNSON e WICHERN, 2007). Apesar de inovadora, a abordagem de Bratchell não apresentou alternativas para os casos em que o maior componente principal não é capaz de explicar a maior parte da variância dos dados, assim como não indica como os limites de especificação e como os alvos das respostas podem ser transformados para o plano dos componentes principais.

Partindo das ideias de Bratchell, Paiva *et al.* (2009) combinaram os conceitos das funções *EQM* com as superfícies de resposta desenvolvidas para os escores dos componentes principais, considerando também a transformação dos alvos originais em alvos para os escores dos componentes. Desde que a abordagem de Bratchell considerava somente o primeiro componente principal, o método apresentado em Paiva *et al.* (2009) propôs uma média geométrica para as funções dos componentes cuja explicação acumulada fosse maior que 80%. Esta abordagem foi denominada Erro Quadrático Médio Multivariado (EQMM).

O método EQMM inicia com a Análise de Componentes Principais convertendo o conjunto original de respostas correlacionadas em novas variáveis não correlacionadas (componentes principais). Em seguida, os escores dos componentes principais, através da Metodologia de Superfície de Resposta, são utilizados para o desenvolvimento de modelos matemáticos de segunda ordem para cada componente. Finalmente, considerando a função *EQM*, a média estimada $\hat{y}(\mathbf{x})$ é substituída pelo modelo do componente principal $PC(\mathbf{x})$, a variância $\hat{\sigma}^2(\mathbf{x})$ é substituída pelo autovalor λ e o alvo T é transformado no alvo para o componente principal ζ_{PC} . Com isso, a função Erro Quadrático Médio Multivariado (EQMM) fica definida através da expressão:

$$EQMM = [PC(\mathbf{x}) - \zeta_{PC}]^2 + \lambda \quad (2.11)$$

Na equação acima, $PC(\mathbf{x})$ é um polinômio de segunda ordem desenvolvido como função das variáveis de decisão. O alvo para o componente principal (ζ_{PC}) é calculado com base no seguinte conceito: de acordo com Johnson e Wichern (2007), o escore para o i -ésimo componente é o somatório do produto dos valores padronizados $Z(\bullet)$ das respostas originais Y_j pelos seus respectivos autovetores e_j . Neste caso, a variável padronizada normal é

calculada levando em consideração a média, tal como $Z(Y_j | \mu_{Y_j})$. Dessa forma, utilizando um raciocínio análogo para o caso dos alvos das respostas originais (T_{Y_j}), o alvo para o componente principal pode ser calculado como:

$$\zeta_{PC} = e^T \left[Z(Y_j | T_{Y_j}) \right] = \sum_{j=1}^m e_j \cdot \left[Z(Y_j | T_{Y_j}) \right] \quad (2.12)$$

onde: $Z(Y_j | T_{Y_j}) = (T_{Y_j} - \mu_{Y_j}) \cdot (\sigma_{Y_j})^{-1}$

μ_{Y_j} – Média da j -ésima resposta

σ_{Y_j} – Desvio-padrão da j -ésima resposta

No método EQMM, a otimização é obtida pela minimização da Eq. (2.11), o que significa que o componente principal tende a atingir o alvo estabelecido com o mínimo de variância. Se mais de um componente é necessário, então o EQMM utiliza-se da seguinte formulação:

$$\text{Min } EQMM_T = \left[\prod_{i=1}^r EQMM_i \right]^{\left(\frac{1}{r}\right)} = \left\{ \prod_{i=1}^r \left[(PC_i(\mathbf{x}) - \zeta_{PC_i})^2 + \lambda_i \right] \right\}^{\left(\frac{1}{r}\right)}, \quad r \leq m \quad (2.13)$$

s. a.: $g_j(\mathbf{x}) \leq 0$

onde: $EQMM_T$ – Erro Quadrático Médio Multivariado Global

$EQMM_i$ – EQMM para o i -ésimo componente principal

r – Número de componentes principais necessários

m – Número de respostas otimizadas

$PC_i(\mathbf{x})$ – Modelo de superfície de resposta para o i -ésimo componente principal

ζ_{PC_i} – Alvo calculado para o i -ésimo componente principal

λ_i – Autovalor para o i -ésimo componente principal

$g_j(\mathbf{x}) \leq 0$ – Restrições

Com a otimização dos componentes principais, automaticamente as respostas originais são também otimizadas, o que tem feito do Erro Quadrático Médio Multivariado uma estratégia interessante frente a outras abordagens da literatura.

2.1.3. Erro Quadrático Médio Multivariado Ponderado

A proposta do EQMM tem como principal vantagem o fato desta ferramenta tratar da otimização de múltiplas respostas minimizando o efeito da correlação entre elas, uma vez que os componentes principais se caracterizam como representações não correlacionadas das respostas originais correlacionadas. Para isso, o método se desenvolve por meio de uma combinação entre os conceitos da Análise de Componentes Principais, Metodologia de Superfície de Resposta e função *EQM*, tal como discutido no item anterior. No entanto, a formulação EQMM se propõe à otimização das múltiplas respostas correlacionadas atribuindo a elas o mesmo grau de importância, de forma que, se além de correlacionadas, as múltiplas respostas apresentarem também pesos diferentes, o método não é capaz de atribuir as ponderações desejadas. Consequentemente, para tais situações, a otimização das respostas mais importantes pode ficar prejudicada em favor da otimização das respostas menos importantes, em função de serem consideradas com o mesmo peso. Esta circunstância tornou possível o desenvolvimento do Erro Quadrático Médio Multivariado Ponderado (EQMM_p) por Gomes *et al.* (2013), com o objetivo de suprir esta carência e dado que o EQMM ainda não contemplava tais aspectos.

Ao contrário dos métodos tradicionais e de algumas técnicas discutidas neste trabalho, a abordagem EQMM não permite que os pesos das respostas sejam atribuídos diretamente na função objetivo. Isto ocorre porque a função $EQMM_T$ é escrita em termos dos componentes principais, que são definidos como combinações lineares das respostas originais. Portanto, a atribuição de pesos diretamente na função objetivo não significa que as respostas estão sendo ponderadas. Sendo assim, o EQMM_p propõe que a ponderação das respostas seja feita antes da construção da função objetivo e antes da realização da Análise de Componentes Principais. Para isso, Gomes *et al.* (2013) desenvolveram o seguinte procedimento:

Passo 1: padronização do conjunto original das respostas correlacionadas utilizando a transformação $Z(Y_j | \mu_{Y_j}) = (y - \mu_{Y_j}) \cdot (\sigma_{Y_j})^{-1}$.

Passo 2: multiplicação de cada resposta padronizada pelo seu respectivo peso w_j , de forma que $\sum_{i=1}^m w_j = 1$.

Passo 3: desenvolvimento da Análise de Componentes Principais para as respostas padronizadas e ponderadas, empregando a matriz de variância-covariância (ao contrário da abordagem EQMM, em que a ACP utiliza a matriz de correlação).

- Passo 4:** definição do número de componentes principais necessários para a representação das respostas e armazenamento de seus respectivos autovalores (λ_i^*), autovetores (e_i^*) e escores.
- Passo 5:** desenvolvimento dos modelos de superfície de resposta para os componentes principais significativos, utilizando os escores obtidos no passo 4.
- Passo 6:** cálculo dos alvos para os componentes principais levando em consideração os autovetores ponderados.
- Passo 7:** construção da formulação EQMM_p.

Em relação ao procedimento anterior, o passo 1 é importante para a unificação dos dados, já que as múltiplas respostas, na prática, podem apresentar diferentes magnitudes e unidades de medida. Quanto à ponderação das respostas (passo 2), verifica-se que esta pode ser feita de várias maneiras. Assim, o critério adotado neste método estabelece que a soma total dos pesos deva ser igual a um, pois se trata de uma prática comum na literatura (CH'NG *et al.*, 2005). O passo 3 apresenta uma diferença fundamental entre as abordagens EQMM e EQMM_p. Enquanto o EQMM desenvolve a Análise de Componentes Principais utilizando a matriz de correlação, o EQMM_p utiliza para esta análise a matriz de variância-covariância. Tal mudança é explicada pelo fato de que a matriz de variância-covariância é capaz de direcionar para os componentes principais os pesos atribuídos no passo 2, o que não ocorre quando se emprega a matriz de correlação. Por fim, para os passos 4, 5 e 6, verifica-se que estes são desenvolvidos de maneira análoga ao método EQMM. No entanto, no EQMM_p deve-se levar em consideração as respostas ponderadas.

Para a formulação do passo 7, foi observado que o emprego de um produtório ($\prod_{i=1}^r(\cdot)$) se caracterizou como uma escolha inadequada na composição da função de aglutinação, já que este operador poderia dissociar os pesos das respostas, criando, assim, uma única constante. Em função dessa possibilidade, optou-se por um somatório ($\sum_{i=1}^r(\cdot)$) para construir a função objetivo. Além disso, foi também estabelecido um critério de ponderação para os componentes principais, baseando-se no grau de explicação de cada componente.

Portanto, a otimização de múltiplas respostas correlacionadas apresentando pesos diferentes é obtida pelo método EQMM_p através da seguinte formulação:

$$\begin{aligned} \text{Min } EQMM_{PT} &= \sum_{i=1}^r \left[\frac{v_i}{v_T} \cdot EQMM_{Pi} \right] = \sum_{i=1}^r \left\{ \frac{v_i}{v_T} \cdot \left[(PC_i^*(\mathbf{x}) - \zeta_{PC_i}^*)^2 + \lambda_i^* \right] \right\}, \quad r \leq m \\ \text{s. a.: } g_j(\mathbf{x}) &\leq 0 \end{aligned} \quad (2.14)$$

onde: $EQMM_{PT}$ – Erro Quadrático Médio Multivariado Ponderado Global

$EQMM_{Pi}$ – $EQMM_p$ para o i -ésimo componente principal

r – Número de componentes principais necessários

m – Número de respostas otimizadas

v_i – Grau de explicação do i -ésimo componente principal, tal que $\sum_{i=1}^r v_i = v_T$

$PC_i^*(\mathbf{x})$ – Modelo de superfície de resposta para o i -ésimo componente principal obtido com as respostas ponderadas

$\zeta_{PC_i}^*$ – Alvo calculado para o i -ésimo componente principal obtido com as respostas ponderadas

λ_i^* – Autovalor para o i -ésimo componente principal obtido com as respostas ponderadas

$g_j(\mathbf{x}) \leq 0$ – Restrições

A escolha do somatório como operador de aglutinação coloca o Erro Quadrático Médio Multivariado Ponderado no contexto do método de somas ponderadas e no consequente desafio de determinação da melhor solução Pareto-ótima. Um outro aspecto relevante é que os componentes principais obtidos para este método também são somas ponderadas, na medida em que são definidos a partir de combinações lineares entre as respostas originais padronizadas e ponderadas e seus respectivos autovetores.

No que diz respeito à identificação das soluções ótimas, de maneira semelhante ao que foi estabelecido para o Método do Critério Global, tal operação se desenvolve por meio do emprego de algoritmos de otimização nas formulações utilizadas. Contudo, para o $EQMM_p$, escolheu-se trabalhar com o Algoritmo Genético, devido à sua melhor eficiência para a determinação de ótimos globais em problemas de maior complexidade.

2.2. Métodos de ponderação de múltiplas respostas

Com o objetivo de analisar como a ponderação de múltiplas respostas vem sendo abordada pela literatura, foi realizada uma pesquisa bibliográfica entre os principais periódicos da base de dados *Science Direct* que continham a otimização de operações industriais como parte de seus respectivos escopos. Dessa forma, utilizando como critérios de busca as expressões “*método de ponderação*” (“*weighting method*”) ou “*peso*” (“*weight*”), dentro do contexto de “*otimização multi-objetivo*” (“*multi-objective optimization*”), foram identificados vinte e três artigos.

Do total de trabalhos analisados, constatou-se que 35% (8 artigos) utilizaram a abordagem tradicional, enquanto os outros 65% (15 artigos) optaram por fazer a ponderação das respostas empregando métodos de análise. A abordagem tradicional compreende as estratégias de atribuição de pesos que levam em consideração a experiência do tomador de decisão ou o princípio de tentativa e erro. Sendo assim, o presente estudo classificou 3 artigos (13%) dentro do primeiro caso e 5 artigos (22%) de acordo com o segundo. Entre as pesquisas que utilizaram técnicas específicas para a ponderação de múltiplas respostas, foi verificado que 7 trabalhos (30%) empregaram métodos ou critérios já difundidos na literatura, ao passo que os outros 8 (35%) se empenharam em propor alternativas para a realização deste procedimento. A **Figura 2.2** ilustra a classificação dos trabalhos analisados, seguida por uma discussão mais detalhada acerca de cada categoria, desenvolvida nos itens seguintes.

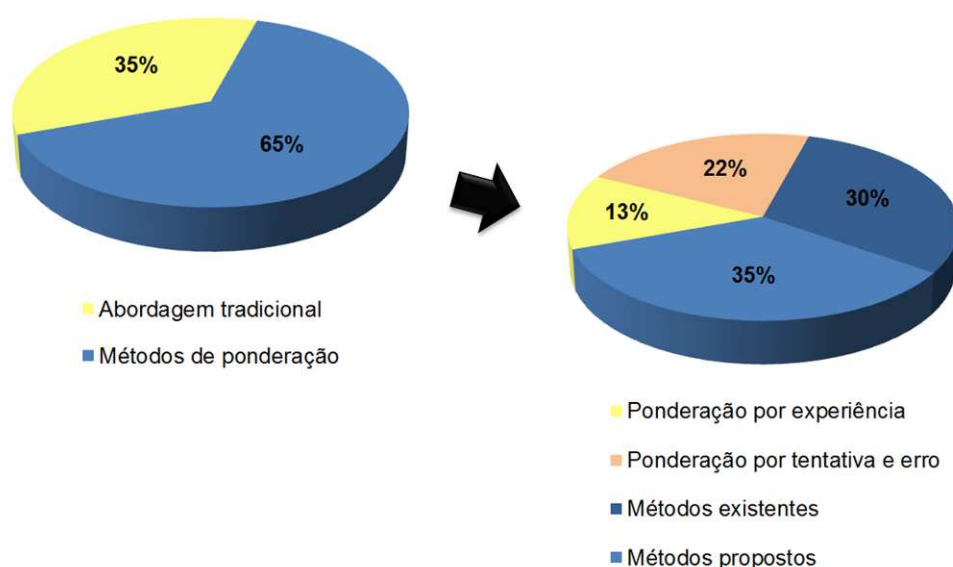


Figura 2.2 – Classificação das pesquisas da literatura quanto às estratégias de ponderação de múltiplas respostas

2.2.1. Ponderação baseada na experiência do tomador de decisão

Esta estratégia pode ser considerada como a mais clássica entre as formas de ponderação de múltiplas respostas, já que depende unicamente do julgamento do tomador de decisão para a alocação dos pesos. Assim, utilizando a experiência e o conhecimento adquirido a respeito do processo otimizado, avalia-se as características de interesse e determina-se as respostas mais importantes, levando em consideração as especificações exigidas e também os objetivos da otimização. Ao final desta avaliação, os pesos são quantificados, sendo resultantes da sensibilidade do tomador de decisão. Quanto mais críticas forem as respostas, maiores serão os pesos atribuídos (SUN *et al.*, 2008). Dessa forma, é comum nesta abordagem que diferentes cenários, gerados a partir de combinações de pesos diferentes, sejam testados e avaliados (KIM e RAMULU, 2004; LI *et al.*, 2010). Após algumas tentativas, a solução considerada mais viável é então escolhida.

A principal crítica a respeito desta estratégia recai sobre o próprio julgamento do tomador de decisão, desde que este critério é visto na literatura como algo impreciso e subjetivo. Além disso, em função do grande número de possibilidades de combinações entre os pesos, a escolha das soluções a partir dos cenários analisados pode não resultar nos melhores pontos de ótimo. Por outro lado, a ponderação pela experiência do tomador de decisão pode ser uma abordagem útil quando o processo otimizado é muito bem conhecido. Entretanto, para aplicações novas ou processos pouco conhecidos, tal estratégia não se mostra como a melhor opção.

2.2.2. Ponderação baseada no princípio de tentativa e erro

A ponderação das respostas utilizando o princípio de tentativa e erro pode ser entendida a partir da própria definição do método de somas ponderadas. Nesse sentido, o objetivo desta abordagem consiste em obter um determinado número de soluções que caracterizam um conjunto Pareto-ótimo, nas quais os pesos são definidos de maneira aleatória (MELACHRINOUDIS, 1985), por simulação (VOLK *et al.*, 2005) ou outros critérios de tentativa e erro (SAVIER e DAS, 2011). A geração das soluções Pareto-ótimas torna então possível a construção da fronteira de eficiência (HUANG *et al.*, 2002). Friesz *et al.* (1993), utilizando combinações de pesos criadas para um problema tridimensional, elaboraram uma superfície de Pareto.

Contudo, tanto para as fronteiras quanto para as superfícies de Pareto, a forma de ponderação por tentativa e erro não apresenta condições adicionais que possibilitam

selecionar, entre o conjunto Pareto-ótimo, a solução considerada mais viável. Esta é a principal desvantagem desta estratégia. Dessa forma, para a escolha do melhor ponto de ótimo, é comum que se recorra ao julgamento do tomador de decisão. Uma outra limitação se refere ao fato de que a ponderação por tentativa e erro pode requerer um elevado número de testes e estes, por sua vez, podem se tornar inviáveis para problemas muito complexos.

2.2.3. Ponderação utilizando métodos existentes

Em função das limitações apresentadas pelas formas de ponderação convencionais, alguns pesquisadores têm buscado alternativas para a realização deste procedimento, fazendo uso de métodos de análise da literatura na tentativa de minimizar a subjetividade característica da abordagem tradicional. Sendo assim, verifica-se que um dos métodos mais utilizados tem sido o Método de Análise Hierárquica (AHP – *Analytic Hierarchy Process*). O AHP é um método de auxílio para tomadas de decisões complexas, desenvolvido por Saaty (1991), no qual o problema de decisão é estruturado em hierarquias. Uma vez que a hierarquia é construída, os responsáveis pelas decisões avaliam sistematicamente seus vários elementos, comparando-os em pares.

No entanto, dentro do contexto de ponderação de múltiplos objetivos, a construção da matriz de comparação em pares do AHP tem utilizado, como um dos principais critérios, o julgamento dos tomadores de decisão (MISHRA, 2007). Dessa forma, embora se mostre como um método organizado em estruturas hierárquicas, o AHP fica condicionado, em suas primeiras etapas, a este fator subjetivo. El-Sawy e Abdalla (1999) sugeriram o emprego de um método AHP híbrido, em que os elementos em análise são ranqueados após o julgamento de vários tomadores de decisão. Já Jung e Choi (1999), por outro lado, determinaram os pesos de um problema multi-objetivo, por meio do AHP, com base nas informações de utilização do processo.

Além da análise hierárquica, outros métodos da literatura também já foram empregados para a ponderação de múltiplas respostas. Yan e Wu (2001) utilizaram o algoritmo genético para a seleção dos pesos em um problema de otimização de sequenciamento de atividades. Segundo os autores, a combinação de pesos considerada mais viável foi identificada pelo algoritmo após um procedimento de aprendizagem. Para Nguyen e Lo (2012), a escolha dos pesos pode ser caracterizada como um problema de portfólio e, portanto, estes devem ser fixados após a otimização deste problema. Visando a otimização de um sistema de transportes, Yu *et al.* (2011) optaram por calcular os pesos utilizando características

específicas do problema de otimização. Este critério é denominado por Huang *et al.* (2006) como importância relativa objetiva, já que os pesos são determinados a partir de fatores diretos de um produto ou processo, muitas vezes relacionados à sua utilização ou desempenho. Entretanto, esta forma de ponderação é vista como uma estratégia limitada, uma vez que as informações utilizadas no cálculo dos pesos são exclusivas de cada processo.

Para a otimização de operações de usinagem por fresamento, Rubio *et al.* (2013) desenvolveram um sistema inteligente para o controle do processo no qual os pesos da função multi-objetivo são ajustados automaticamente em função dos requerimentos da operação. Segundo os autores, o sistema projetado permite a interação com os tomadores de decisão, no sentido de aproveitar os aspectos positivos provenientes de suas experiências. A modificação automática dos pesos é baseada no método do vetor gradiente (*steepest descent/ascent*). Entretanto, os resultados da otimização são condicionados à seleção inicial dos pesos, que, por sua vez, são escolhidos pelos tomadores de decisão.

2.2.4. Ponderação utilizando métodos propostos

Conforme discutido nas seções iniciais deste trabalho, o desafio de determinar os melhores pesos em problemas de otimização multi-objetivo é caracterizado como uma questão ainda em aberto na literatura, motivando, assim, o desenvolvimento de estratégias específicas que busquem contribuir com tais aspectos. Nesta pesquisa, entre os trabalhos que utilizaram seus próprios métodos para definir os pesos das múltiplas respostas, Grzybowski (2012) combinou o método AHP com critérios de otimização como forma de melhorar as inconsistências provenientes da matriz de comparação em pares, que, de acordo com a abordagem de Saaty (1991), é construída por meio de julgamentos subjetivos e transientes.

Luo e Wang (2012) propuseram uma formulação que aglutina em uma mesma equação fatores subjetivos (relacionados à preferência dos tomadores de decisão) e objetivos (obtidos por cálculo). Dessa forma, a identificação de pesos ótimos é obtida após a solução do seguinte problema:

$$\begin{aligned}
 \text{Min } M &= \sum_{j=1}^m (w_j - w_j^0)^2 + \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m w_j^2 \cdot \left[(x_{ij} - \underline{x}_{ij}^+)^2 + (\tilde{x}_{ij} - \tilde{x}_{ij}^+)^2 + (\bar{x}_{ij} - \bar{x}_{ij}^+)^2 \right] \\
 \text{s. a.: } \sum_{j=1}^m w_j &= 1, \quad w_j \geq 0, \quad (j = 1, 2, \dots, m)
 \end{aligned} \tag{2.15}$$

Na Eq. (2.15), w_j^0 representam as preferências do tomador de decisão e as variáveis $\underline{x}_{ij}$, $\underline{x}_{ij}^+$, $\tilde{x}_{ij}$, $\tilde{x}_{ij}^+$, $\bar{x}_{ij}$ e $\bar{x}_{ij}^+$ correspondem a dados obtidos de uma matriz de avaliação construída para intervalos cinzentos (*grey decision method*). Embora interessante, pode-se afirmar que a estratégia de Luo e Wang (2012) também fica condicionada a julgamentos subjetivos. Além disso, dependendo da quantidade de parâmetros e respostas otimizadas, a construção e análise da matriz cinzenta pode se tornar uma tarefa complexa.

Wuwongse *et al.* (1983) apresentaram um método iterativo para a otimização de sistemas de controle no qual os pesos convergem para valores ideais durante o processo iterativo do algoritmo. No entanto, este método necessita que o decisor tome decisões entre pares a cada iteração, o que se torna desvantajoso quando o problema necessita de muitas iterações. Tran e Tran (2007) optaram pela combinação entre a lógica *fuzzy* e o método de recozimento simulado (*simulated annealing*) para a ponderação de um problema multi-objetivo. Contudo, para obter o ranqueamento *fuzzy*, os autores destacaram que foram necessárias 10.000 simulações, porém caracterizadas como um procedimento relativamente rápido devido aos recursos computacionais disponíveis.

Brar *et al.* (2002), na otimização de um sistema de energia térmica, desenvolveram um algoritmo evolucionário para a determinação da melhor combinação de pesos para o problema. No método proposto, sendo L o número de respostas otimizadas, $2^{L-1} + 1$ combinações de pesos são simuladas nos 2^{L-1} vértices de um hipercubo $(L - 1)$ -dimensional, considerando um deslocamento γ a partir de um ponto inicial w_i^c . Com isso, $2^{L-1} + 1$ soluções Pareto-ótimas são geradas e avaliadas utilizando o método *fuzzy*. Após a melhor solução ser identificada, o processo iterativo continua, sendo o próximo hipercubo construído em torno do novo ponto. Os pesos ótimos são identificados quando o algoritmo atinge os critérios de convergência. A **Figura 2.3** ilustra o processo de geração dos pesos deste método.

Em continuidade ao trabalho de Brar *et al.* (2002), Bath *et al.* (2004) também desenvolveram um algoritmo para a identificação de ponderações ótimas, mas levaram em consideração o método de Hooke-Jeeves. Os principais resultados desta pesquisa mostraram que ambos os algoritmos desenvolvidos (evolucionário e Hooke-Jeeves) são efetivos no que diz respeito à busca pelos pesos ótimos. No entanto, em função do método utilizado, o problema conduz a pesos ótimos diferentes. Por outro lado, em relação à abordagem tradicional de tentativa e erro, os dois algoritmos apresentaram melhores resultados. Outras potenciais limitações dos métodos de Brar *et al.* (2002) e Bath *et al.* (2004) podem ser atribuídas aos valores iniciais dos pesos e ao tamanho do deslocamento do algoritmo. Como

se tratam de procedimentos iterativos, são, portanto, influenciados significativamente por esses parâmetros.

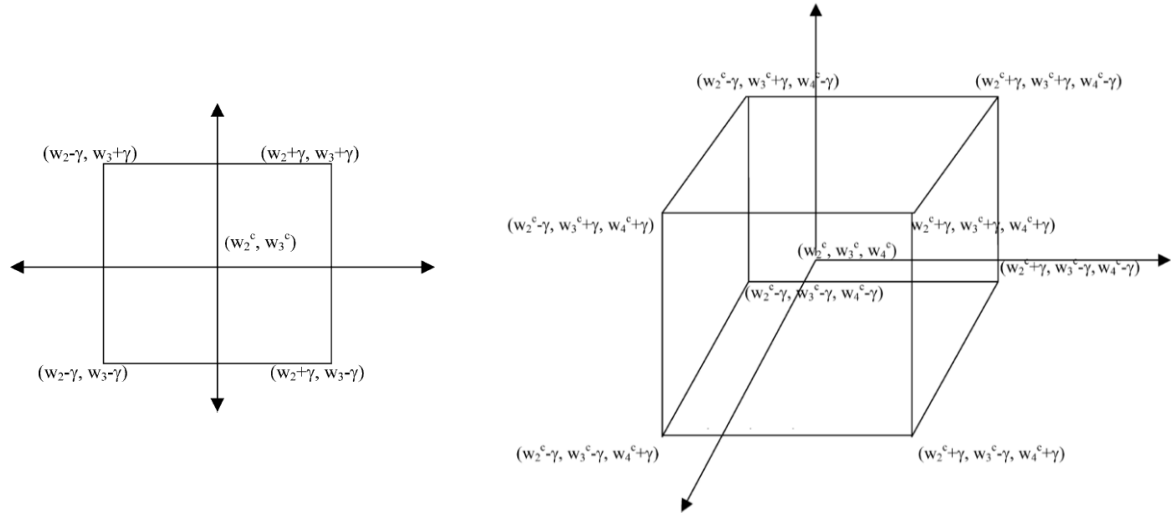


Figura 2.3 – Geração dos pesos no algoritmo evolucionário de Brar *et al.* (2002)

Em relação ao trabalho de Bath *et al.* (2004), é conveniente destacar que, entre todos os artigos analisados nesta pesquisa, este foi o único que considerou cenários de otimização envolvendo múltiplas características correlacionadas. Sendo assim, os resultados evidenciaram que, assim como na identificação dos pontos de ótimo, a determinação dos pesos ótimos também sofre os efeitos da correlação. Consequentemente, nas condições de múltiplas respostas correlacionadas, a escolha de técnicas de programação matemática e de algoritmos adequados torna-se de fundamental importância para o problema de otimização.

Ainda dentro do contexto da lógica *fuzzy*, Huang *et al.* (2006) propuseram um procedimento iterativo que utiliza os conceitos deste método e os desvios das funções objetivo em relação aos alvos como critérios para avaliar as soluções Pareto-ótimas. Para a definição da combinação de pesos mais viável, empregaram a formulação descrita pela Eq. (2.16). Neste problema, os pesos são ajustados a partir dos valores do parâmetro λ , que é obtido por avaliação *fuzzy* e diretamente relacionado com os graus de importância das respostas. As variáveis $\mu_{\tilde{f}_i}(\mathbf{x})$ e $\mu_{\tilde{g}_j}(\mathbf{x})$ são funções de pertinência estabelecidas respectivamente para as funções objetivo e para as inequações de restrição. $f_i(\mathbf{x})$ são as funções objetivo e f_i^u correspondem aos valores alvo.

$$\begin{aligned}
& \text{Max } \lambda \\
& \text{s. a. : } \lambda \leq \mu_{\tilde{f}_i}(\mathbf{x}), \quad i = 1, 2, \dots, m \\
& \quad \lambda \leq \mu_{\tilde{g}_j}(\mathbf{x}), \quad j = 1, 2, \dots, J \\
& \quad w_i \left| \frac{f_i(\mathbf{x}) - f_i^u}{f_i^u} \right| = w_j \left| \frac{f_j(\mathbf{x}) - f_j^u}{f_j^u} \right|, \quad i, j = 1, 2, \dots, n, \quad i \neq j \\
& \quad \sum_{i=1}^m w_i = 1 \\
& \quad 0 \leq \lambda \leq 1 \\
& \quad \mathbf{x}^{\min} \leq \mathbf{x} \leq \mathbf{x}^{\max}
\end{aligned} \tag{2.16}$$

Na medida em que se caracteriza como um método iterativo, o procedimento de Huang *et al.* (2006) também possibilita que os tomadores de decisão participem do processo de otimização. Isto faz com que os resultados fiquem então condicionados às suas preferências, que são definidas principalmente por meio da seleção inicial dos pesos e da análise dos valores de λ .

Finalmente, no último trabalho analisado dentro do contexto de ponderação de múltiplas respostas, Zou *et al.* (2012) utilizaram um problema de otimização inverso não-linear como estratégia para a determinação das melhores ponderações. Nesta abordagem, os pesos também são considerados como variáveis de decisão e a combinação ótima é obtida empregando a seguinte formulação:

$$\begin{aligned}
& \text{Min } f(\mathbf{w}) = \sum_{i=1}^m w_i \cdot \left(\frac{x_i - x_i^*}{x_i^{\max} - x_i^{\min}} \right)^2 \\
& \text{s. a. : } \sum_{i=1}^m w_i = 1 \\
& \quad w_i \geq 0
\end{aligned} \tag{2.17}$$

onde $\mathbf{x}$ é a solução do problema:

$$\begin{aligned}
& \text{Min } f(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^m w_i \cdot \left(\frac{x_i - x_i^*}{x_i^{\max} - x_i^{\min}} \right)^2 \\
& \text{s. a. : } g_j(\mathbf{x}) \leq 0 \\
& \quad \mathbf{x}^{\min} \leq \mathbf{x} \leq \mathbf{x}^{\max}
\end{aligned} \tag{2.18}$$

As expressões anteriores se mostram como uma estratégia interessante e direta para a identificação dos pesos ótimos. No entanto, como são formuladas como um problema inverso, os valores finais para os pesos passam a depender diretamente de pontos de ótimo apropriados encontrados para o vetor $\mathbf{x}$ em relação aos alvos de $\mathbf{x}^*$.

2.3. Métodos estatísticos para modelagem e análise de processos

2.3.1. Projeto e Análise de Experimentos

De acordo com Montgomery (2009), um experimento pode ser definido como um teste ou uma série de testes em que mudanças propositais são feitas nas variáveis de entrada de um processo, com o objetivo de observar a forma como as respostas são afetadas pelas mudanças provocadas nas variáveis de entrada. Assim, a experimentação, para o mesmo autor, se caracteriza como uma parte fundamental do método científico, pois contribui para a análise e melhoria das diversas aplicações de engenharia.

O Projeto e Análise de Experimentos (*Design of Experiments – DOE*) é então definido como o processo de planejamento dos experimentos para que dados apropriados sejam coletados e depois analisados por métodos estatísticos, resultando em conclusões válidas e objetivas. Dessa forma, qualquer problema experimental necessita ser sustentado por dois elementos: o projeto dos experimentos e a análise estatística dos dados.

As técnicas do DOE têm encontrado uma ampla aplicação em diversas áreas de conhecimento, se mostrando como um conjunto de ferramentas importantes para o desenvolvimento de produtos e processos. Seus principais benefícios podem ser resumidos a:

- Melhoria do rendimento dos processos;
- Redução de variabilidade e maior conformidade com especificações dos produtos;
- Redução do tempo de desenvolvimento de produtos ou processos;
- Redução de custos.

Para isso, os três princípios básicos do Projeto e Análise de Experimentos, segundo Montgomery (2009), são representados pela aleatorização, replicação e blocagem. A aleatorização consiste na execução dos experimentos em ordem aleatória para que os efeitos desconhecidos dos fenômenos sejam distribuídos entre os fatores, aumentando assim a

validade da investigação. A replicação é a repetição de um mesmo teste várias vezes, criando uma variação na resposta que é usada para a avaliação do erro experimental. A blocagem deve ser utilizada quando não for possível manter a homogeneidade das condições experimentais. Esta técnica permite avaliar se a falta de homogeneidade interfere nos resultados.

Para o emprego desta abordagem estatística, é de grande relevância que as pessoas envolvidas nos experimentos tenham uma ideia clara a respeito do fenômeno que se pretende estudar, de como os dados serão coletados e possuam um entendimento básico sobre as ferramentas de análise utilizadas. Sendo assim, Montgomery (2009) sugeriu que o emprego do DOE seja conduzido através das seguintes etapas:

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.

Com relação aos projetos experimentais, as técnicas mais utilizadas compreendem o planejamento fatorial completo, o planejamento fatorial fracionado, os arranjos de Taguchi, a Metodologia de Superfície de Resposta e os experimentos de misturas (CORNELL, 2002; MONTGOMERY, 2009; MYERS e MONTGOMERY, 2002; TAGUCHI, 1988). Entre as opções anteriores, o presente trabalho utilizou-se da Metodologia de Superfície de Resposta, para a modelagem e análise da operação de soldagem otimizada, e dos experimentos de misturas, no desenvolvimento do MPCM para a identificação dos pesos ótimos. Os principais conceitos que fundamentam cada uma dessas técnicas são apresentados em maiores detalhes nos itens seguintes.

2.3.2. Metodologia de Superfície de Resposta

A Metodologia de Superfície de Resposta é uma coleção de ferramentas matemáticas e estatísticas utilizada para a modelagem e análise de problemas em que as respostas de

interesse são influenciadas por diversas variáveis e o objetivo é a otimização destas respostas (MONTGOMERY, 2009; MYERS e MONTGOMERY, 2002).

Considerando que para a maioria dos processos industriais as relações entre as respostas e as variáveis independentes são desconhecidas, busca-se então encontrar uma aproximação adequada para representar as respostas de interesse como função destas variáveis. Geralmente, funções polinomiais são empregadas para descrever tais relações. Dessa forma, se uma resposta for bem modelada por uma função linear, a relação aproximada pode ser representada pelo seguinte modelo de primeira ordem:

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

onde: $y(\mathbf{x})$ – Resposta de interesse

x_i – Variáveis independentes

β_i – Coeficientes a serem estimados

k – Número de variáveis independentes

ε – Erro experimental

Por outro lado, se a resposta apresentar curvatura, então um polinômio de maior grau deve ser usado, como o modelo de segunda ordem descrito pela Eq. (2.20):

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

Quase todos os problemas de superfície de resposta utilizam um ou ambos os modelos acima. No entanto, como um dos objetivos da MSR consiste na otimização das respostas, recomenda-se, sempre que possível, representá-las por meio dos modelos de segunda ordem, já que a curvatura apresentada por estes define a localização de um ponto estacionário. Portanto, quando a resposta de interesse apresentar um comportamento linear, deve-se utilizar das informações do modelo de primeira ordem para buscar a região de curvatura. Para isso, Del Castillo (2007) e Montgomery (2009) sugeriram o emprego do método do vetor gradiente (*steepest descent/ascent*). Basicamente, este método possibilita que, a partir de uma primeira aproximação linear da resposta, passos sejam calculados ao longo do espaço experimental, sendo a região de curvatura identificada através da realização de experimentos em cada passo.

Com relação à capacidade de representação das respostas, é improvável que o modelo polinomial se comporte como uma aproximação adequada para todo o espaço experimental coberto pelas variáveis independentes. Entretanto, para uma região específica, tais modelos tem se mostrado eficientes. A **Figura 2.4** ilustra os dois casos de superfície de resposta discutidos anteriormente.

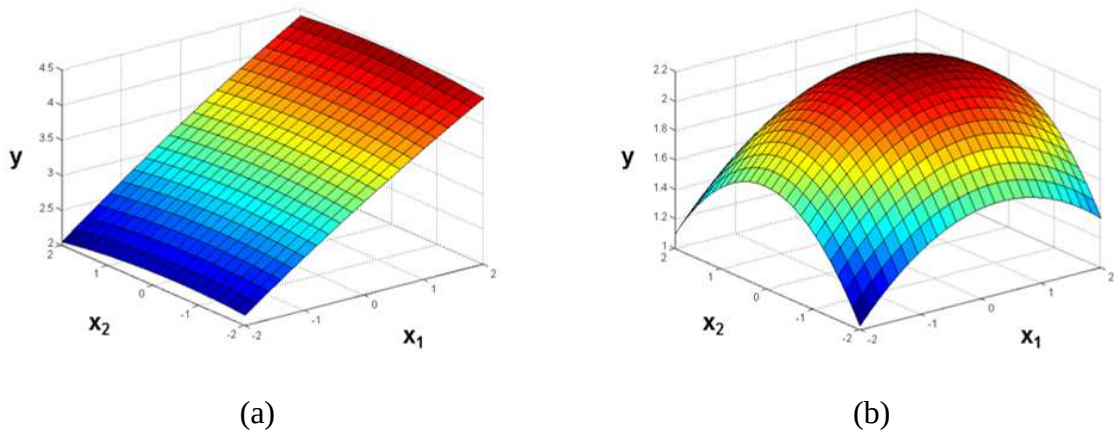


Figura 2.4 – Superfícies de resposta: a) modelo linear; b) modelo com curvatura

A estimação dos coeficientes definidos pelos modelos das Eqs. (2.19) e (2.20) é tipicamente feita com a utilização do método dos Mínimos Quadrados Ordinários (*Ordinary Least Squares – OLS*). Com isso, fica construída a função aproximada que relaciona a resposta de interesse com as variáveis do processo. Após a construção do modelo, a significância estatística do mesmo deve ser verificada através de um procedimento de ANOVA (Análise de Variância), que, além da sua significância como um todo, permite também verificar quais entre os termos do modelo são significativos e quais podem ser negligenciados. O ajuste é representado através do coeficiente de determinação (R^2), que representa o percentual dos dados observados na resposta que o modelo matemático consegue explicar. Associado a este coeficiente, encontra-se o R^2 ajustado ($R^2(adj.)$), que é uma medida alternativa ao coeficiente de determinação. O R^2 ajustado penaliza a inclusão de regressores pouco explicativos, combatendo a tendência de superestimação da variação atual nos dados, feita pelo R^2 , quando um maior número de variáveis é inserido. Uma visão mais detalhada envolvendo o método dos Mínimos Quadrados Ordinários, a Análise de Variância e o ajuste dos modelos é encontrada em Paiva (2006), juntamente com outras análises importantes como a análise de resíduos e o teste de falta de ajuste (*Lack-of-fit*).

Para a modelagem das funções de superfície de resposta, o arranjo experimental mais utilizado para a coleta dos dados é o arranjo composto central (*Central Composite Design – CCD*) (**Figura 2.5a**). Outro arranjo que também pode ser utilizado é o arranjo Box-Behnken (**Figura 2.5b**), porém pouco aplicado em comparação ao emprego do CCD.

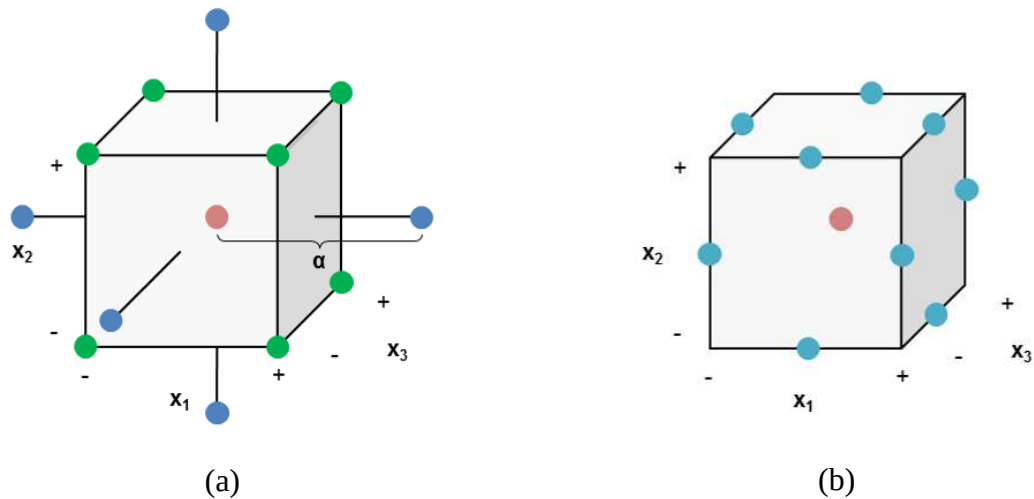


Figura 2.5 – Arranjos experimentais de superfície de resposta: a) CCD; b) Box-Behnken

O arranjo composto central, para k fatores, é uma matriz formada por três grupos distintos de elementos experimentais: um fatorial completo (2^k) ou fracionado (2^{k-p} , p a fração desejada do experimento), um conjunto de pontos centrais (cp) e, adicionalmente, um grupo de níveis extremos denominados pontos axiais ($2k$). O número de experimentos necessários é dado pela soma 2^k (ou $k-p$) + cp + $2k$.

Em função da localização dos pontos axiais, o CCD pode ser circunscrito, inscrito ou de face centrada (**Figura 2.6**). O arranjo composto circunscrito (CCC) corresponde ao CCD original. Nele, os pontos axiais estão a uma distância α dos pontos centrais. Este arranjo requer cinco níveis para cada fator. O arranjo inscrito (CCI) é adequado para situações nas quais os limites especificados não podem ser extrapolados, quer por medida de segurança, quer por incapacidade física de realização. Neste caso, o CCI utiliza os níveis dos fatores como pontos axiais e cria um fatorial completo ou fracionado dentro desses limites. Um CCI também requer cinco níveis. O arranjo de face centrada (CCF) caracteriza-se por dispor os pontos axiais sobre o centro de cada face do espaço fatorial, ou seja, $\alpha = +1$ ou -1 . Requer três níveis para cada fator.

Um CCC explora o maior espaço experimental possível, enquanto um CCI explora o menor. O valor de α depende do número de experimentos da porção fatorial. Assim, para o

CCD original, Box e Drapper (1987) definiram $\alpha = (2^k)^{1/4}$, sendo k o número de fatores analisados.

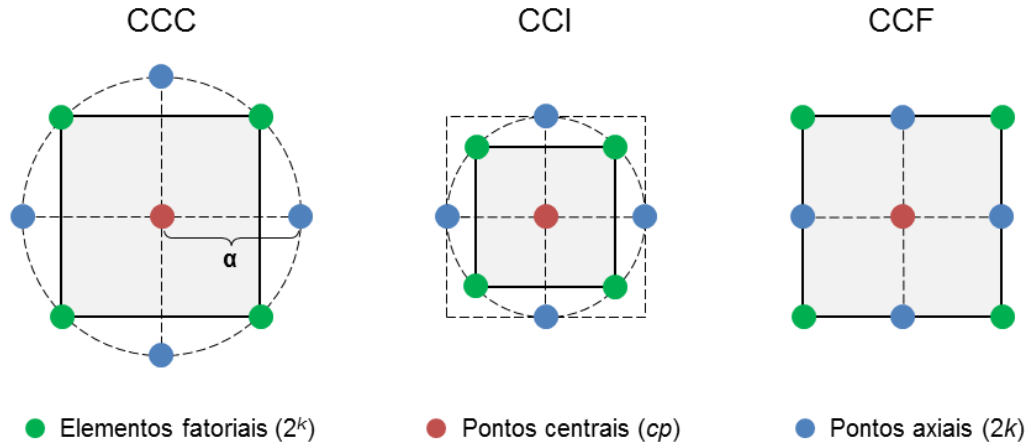


Figura 2.6 – Possibilidades para o arranjo composto central

Como uma das principais técnicas do Projeto e Análise de Experimentos, a Metodologia de Superfície de Resposta tem sido utilizada com frequência por vários pesquisadores, contribuindo para a otimização e para um melhor entendimento acerca dos fenômenos que caracterizam os mais diversos processos de fabricação. Sendo assim, casos de sucesso no emprego desta metodologia podem ser observados em Balasubramanian *et al.* (2009), Correia *et al.* (2005), Lakshminarayanan e Balasubramanian (2009), Nilo Júnior (2003), Paiva *et al.* (2012), Palani e Murugan (2007) e Rodrigues *et al.* (2008).

2.3.3. Experimentos de misturas

Os experimentos de misturas são uma classe especial de experimentos do tipo superfície de resposta nos quais as variáveis de entrada são componentes ou ingredientes de uma mistura e as respostas são funções das proporções de cada componente (MONTGOMERY, 2009). Consequentemente, os níveis dos parâmetros não são independentes, o que estabelece uma condição de que, em cada experimento, seus valores devam obedecer a uma restrição de totalidade, na qual:

$$\sum_{i=1}^k x_i = x_1 + x_2 + \dots + x_k = 1, \quad \text{com } x_i \geq 0 \quad (2.21)$$

A restrição da Eq. (2.21) pode ser visualizada graficamente na **Figura 2.7** para $k = 2$ e $k = 3$ componentes. Com dois componentes, a região experimental para os experimentos de misturas considera todos os valores ao longo da reta $x_1 + x_2 = 1$ (**Figura 2.7a**). No caso de três componentes, esta região é o espaço delimitado pelo triângulo da **Figura 2.7b**, onde os vértices correspondem às misturas puras, os lados as misturas binárias e a região triangular as misturas completas. A existência dessas características torna então necessário que os experimentos de misturas sejam planejados e conduzidos através de arranjos específicos e, nesse contexto, os arranjos *simplex* têm sido os mais utilizados (CORNELL, 2002; MYERS e MONTGOMERY, 2002).

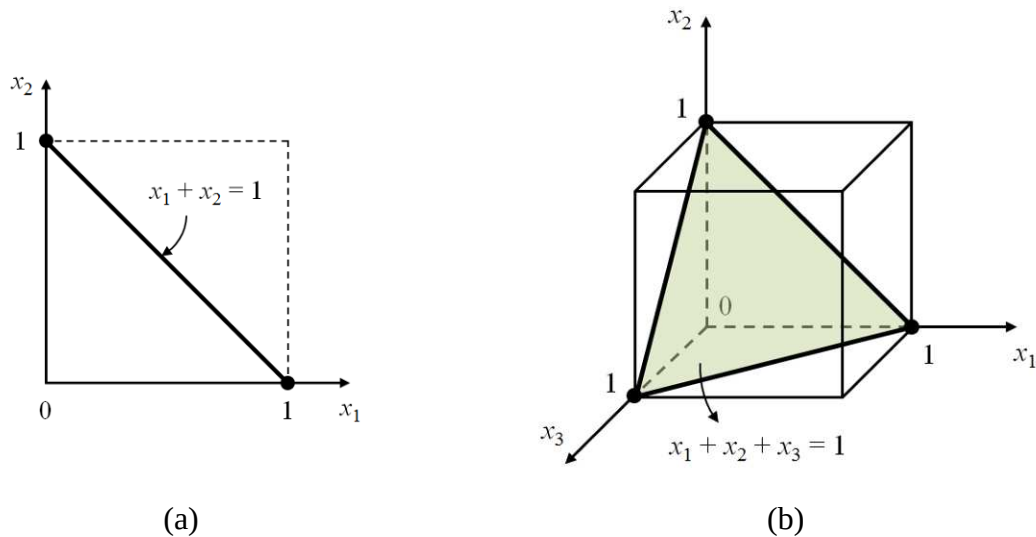


Figura 2.7 – Região experimental para os experimentos de misturas: a) $k = 2$ componentes;
b) $k = 3$ componentes

Os arranjos *simplex* são definidos como uma configuração triangular na qual os vértices do triângulo representam as proporções máximas das variáveis de entrada e os pontos interiores a este triângulo descrevem as possíveis combinações destas variáveis. Podem ser de dois tipos principais: o arranjo *simplex lattice* e o arranjo *simplex* centroide. No *simplex lattice*, as k variáveis de entrada definem pontos cujas proporções assumidas levam em consideração $m + 1$ valores igualmente espaçados entre 0 e 1, de tal forma que:

$$x_i = 0, \frac{1}{m}, \frac{2}{m}, \dots, 1 \quad i = 1, 2, \dots, k \quad (2.22)$$

Neste arranjo, todas as possíveis combinações (ou misturas) das proporções definidas pela Eq. (2.22) são utilizadas, a variável m indica o grau *lattice* do arranjo e o número total de experimentos (N) é dado por:

$$N = \frac{(k + m - 1)!}{m! \cdot (k - 1)!} \quad (2.23)$$

Uma alternativa para o *simplex lattice* é o arranjo *simplex* centroide. Para este caso, as k variáveis de entrada são configuradas em $2^k - 1$ pontos, gerados a partir do seguinte critério:

- k permutações de $(1, 0, 0, \dots, 0)$;
- $\binom{k}{2}$ permutações de $\left(\frac{1}{2}, \frac{1}{2}, 0, \dots, 0\right)$;
- $\binom{k}{3}$ permutações de $\left(\frac{1}{3}, \frac{1}{3}, \frac{1}{3}, 0, \dots, 0\right)$;
- e assim por diante até atingir o centroide $\left(\frac{1}{k}, \frac{1}{k}, \dots, \frac{1}{k}\right)$.

Com base nos conceitos anteriores, a **Figura 2.8** ilustra os arranjos *simplex lattice* e centroide, construídos para três variáveis de entrada e considerando um grau *lattice* 2 ($m = 2$) para o primeiro caso.

Uma desvantagem dos arranjos *simplex* diz respeito ao fato de que a maioria dos experimentos ocorre nas fronteiras do arranjo, o que faz com que poucos pontos da parte interna sejam testados. Assim, recomenda-se, sempre que possível, aumentar o número de experimentos através da adição de pontos internos aos arranjos, como os pontos centrais e também os pontos axiais. No caso dos arranjos de misturas, vale destacar que os pontos centrais correspondem ao próprio centroide. A **Figura 2.9** apresenta os arranjos incorporados com a adição destes pontos.

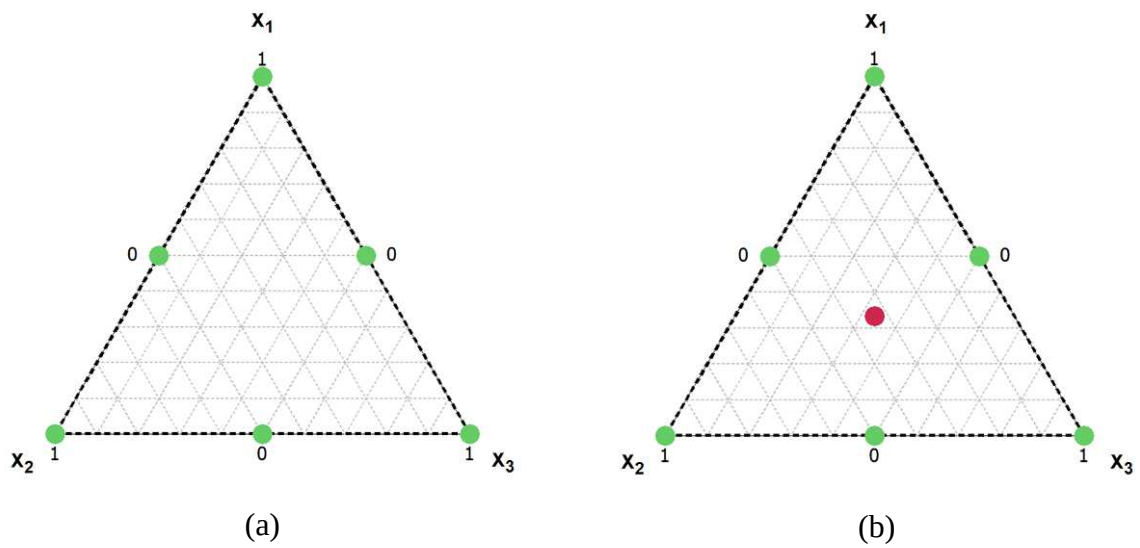


Figura 2.8 – Arranjos de misturas: a) *simplex lattice*; b) *simplex centroide*

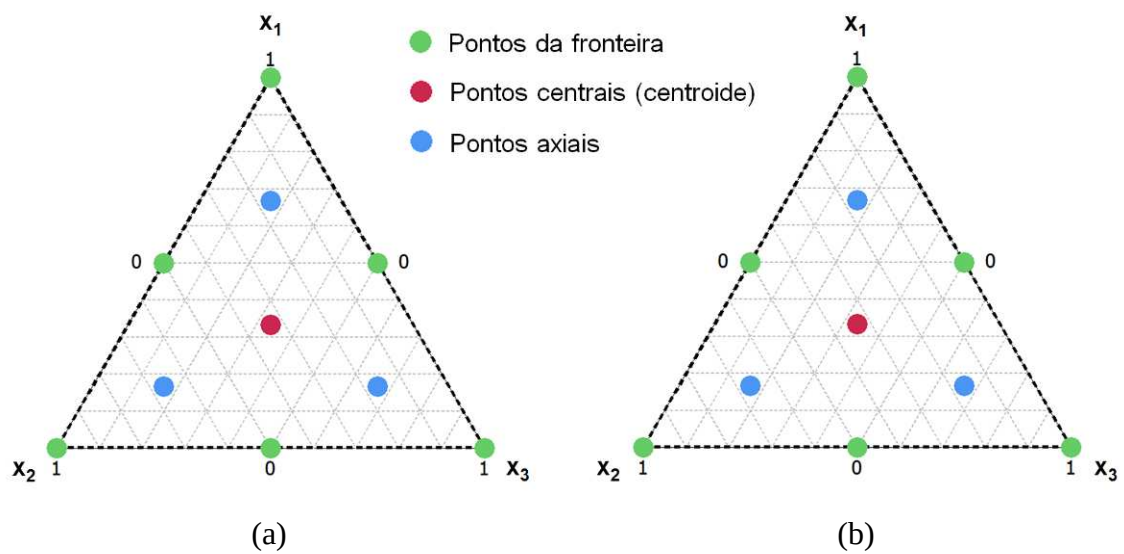


Figura 2.9 – Arranjos de misturas incorporados: a) *simplex lattice*; b) *simplex centroide*

Quanto aos modelos matemáticos utilizados para a representação das respostas, verifica-se que os modelos de misturas apresentam algumas diferenças em relação aos polinômios empregados na Metodologia de Superfície de Resposta. Tais diferenças se devem à existência da restrição $\sum_{i=1}^k x_i = 1$. Portanto, dependendo do comportamento da resposta analisada, as seguintes expressões podem ser utilizadas:

– **Modelo linear:**

$$y(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^k \beta_i x_i \quad (2.24)$$

– **Modelo quadrático:**

$$y(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^k \beta_i x_i + \sum_{i<j}^k \beta_{ij} x_i x_j \quad (2.25)$$

– **Modelo cúbico completo:**

$$y(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^k \beta_i x_i + \sum_{i<j}^k \beta_{ij} x_i x_j + \sum_{i<j}^k \delta_{ij} x_i x_j (x_i - x_j) + \sum_{i<j<l}^k \beta_{ijl} x_i x_j x_l \quad (2.26)$$

– **Modelo cúbico especial:**

$$y(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^k \beta_i x_i + \sum_{i<j}^k \beta_{ij} x_i x_j + \sum_{i<j<l}^k \beta_{ijl} x_i x_j x_l \quad (2.27)$$

O formato diferenciado das funções anteriores faz com que as Eqs. (2.24) – (2.27) sejam denominadas **polinômios canônicos de misturas** ou **polinômios de Scheffé** (CORNELL, 2002; MYERS e MONTGOMERY, 2002). A estimação dos coeficientes é feita de maneira semelhante à empregada na MSR, o mesmo ocorrendo para a Análise de Variância, análise de resíduos e demais testes estatísticos.

Assim como na Metodologia de Superfície de Resposta, casos de aplicação dos experimentos de misturas também podem ser encontrados na literatura, oferecendo contribuições para a análise e melhoria de diferentes operações (CHEN *et al.*, 2010; NARDI *et al.*, 2004; OLIVEIRA *et al.*, 2011, SEO *et al.*, 2010).

A discussão apresentada até aqui levou em consideração as situações nas quais é possível explorar toda a região experimental definida pelos arranjos *simplex*. No entanto, verifica-se que diversas aplicações não apresentam essa possibilidade, em função de restrições existentes nas proporções dos componentes, que impedem que toda a região seja analisada. Frequentemente, estas restrições se mostram na forma de limites inferiores e/ou superiores, de modo que:

$$L_i \leq x_i \leq U_i, \quad i = 1, 2, \dots, k \quad (2.28)$$

onde: L_i – Limite inferior ou proporção mínima para o i -ésimo componente
 U_i – Limite superior ou proporção máxima para o i -ésimo componente

A consequência da imposição das restrições acima é a limitação da região experimental para uma sub-região do arranjo *simplex*. Sendo assim, quando as proporções dos componentes apresentarem restrições apenas nos seus limites inferiores, ou seja, $L_i \leq x_i \leq 1$, verifica-se que o arranjo *simplex* não perde o seu formato. Em outras palavras, se somente limites inferiores forem impostos para quaisquer dos componentes, a região experimental para os experimentos de misturas será um *simplex* menor inserido dentro da região original não restrita. A **Figura 2.10** ilustra este fato.

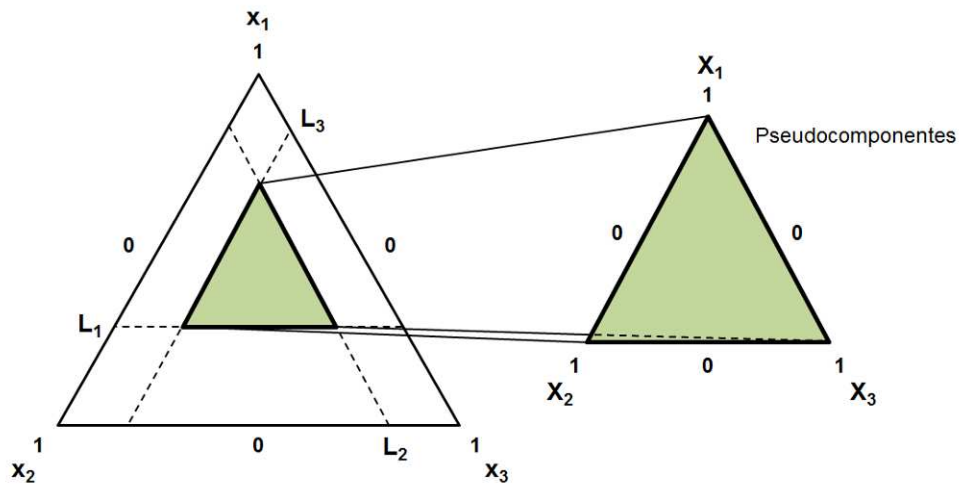


Figura 2.10 – Região experimental definida por restrições de limites inferiores

Por outro lado, quando as restrições forem do tipo limites superiores ($0 \leq x_i \leq U_i$), o formato da região experimental passará a depender dos valores exigidos, de forma que:

- se $\sum_{i=1}^k U_i - U_{\min} \leq 1$, a região experimental será um *simplex* invertido localizado dentro do arranjo original (**Figura 2.11a**);
- se $\sum_{i=1}^k U_i - U_{\min} > 1$, a região experimental não será um *simplex* (**Figura 2.11b**).

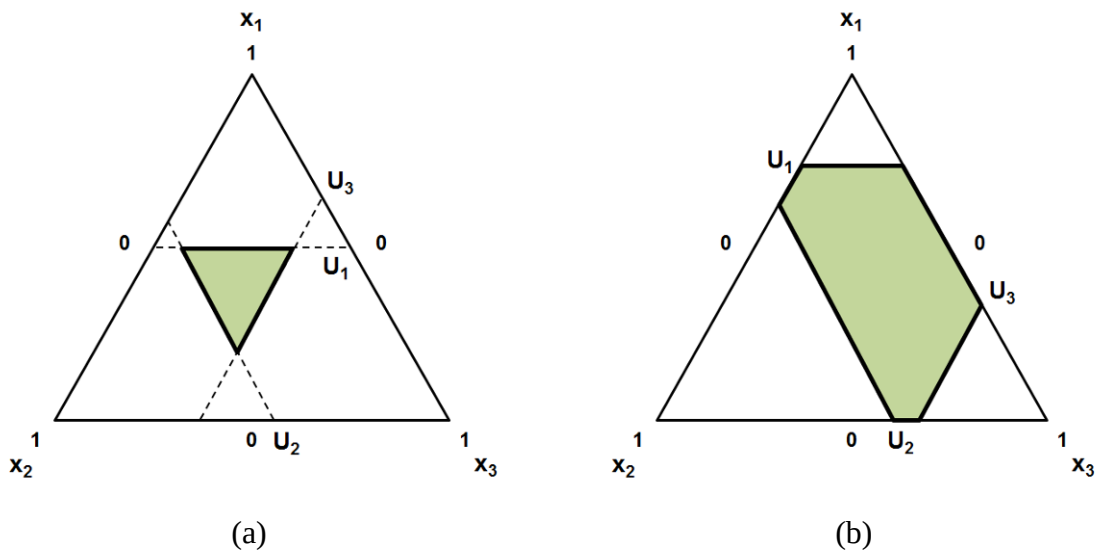


Figura 2.11 – Região experimental definida por restrições de limites superiores:

a) *simplex* invertido; b) não *simplex*

Nas situações em que as restrições nos limites inferiores e superiores existirem simultaneamente, tem-se que a região experimental resultante também poderá delimitar um *simplex* ou não. Assim como nas condições em que existem somente os limites superiores, o que definirá o formato desta região são os valores especificados para cada proporção dos componentes. Entretanto, quando a região experimental não apresentar o formato de um *simplex*, a literatura recomenda o emprego de arranjos gerados com a ajuda de computador, como, por exemplo, o arranjo de vértices extremos (MYERS e MONTGOMERY, 2002).

Para os casos em que o arranjo *simplex* não perde o seu formato, seja ele invertido ou não, torna-se então conveniente definir um novo conjunto de componentes que irá assumir os valores extremos 0 e 1 na região restrita. Esta transformação se mostra vantajosa no que diz respeito à modelagem e análise dos polinômios de misturas, uma vez que tende reduzir os erros na estimação dos coeficientes dos modelos. Assim, o novo conjunto de variáveis caracteriza os **pseudocomponentes** (X_i), que, para os arranjos definidos por restrições nos limites inferiores, são obtidos por meio do seguinte cálculo (CORNELL, 2002):

$$X_i = \frac{x_i - L_i}{1 - L} \quad (2.29)$$

$$\text{onde: } L = \sum_{i=1}^k L_i < 1$$

Nos problemas com restrições superiores e, portanto, um arranjo *simplex* com formato invertido, os pseudocomponentes podem ser calculados da seguinte maneira:

$$X_i = \frac{U_i - x_i}{U - 1} \quad (2.30)$$

onde: $U = \sum_{i=1}^k U_i > 1$

Embora o cálculo dos pseudocomponentes seja visto como uma tarefa relativamente simples, observa-se que os softwares estatísticos atualmente disponíveis realizam estas transformações automaticamente, oferecendo aos usuários as opções de visualização dos arranjos de misturas tanto na forma dos pseudocomponentes quanto na quantidade real das proporções das misturas. Além disso, vale destacar que os softwares estatísticos também apresentam alternativas para os problemas em que a região experimental de misturas não apresenta o formato *simplex*, como o arranjo de vértices extremos, mencionado anteriormente. No caso deste trabalho, o software empregado (*Minitab®*, versão 16) disponibilizou todos esses recursos.

2.4. Algoritmos de otimização

2.4.1. Gradiente Reduzido Generalizado

O algoritmo GRG, segundo K  ksoy e Doganaksoy (2003),    um dos m  todos gradientes que apresenta maior robustez e efici  ncia, o que o torna apropriado para a solu  o de uma vasta variedade de problemas. Al  m disso, K  ksoy (2008) destaca a facilidade de acesso a este algoritmo, j   que al  m de poder ser aplicado a diversos problemas de otimiza  o n  o-lineares restritos ou irrestritos, geralmente encontra-se dispon  vel em softwares comerciais, como no caso das planilhas eletr  nicas do *Microsoft Excel®*.

O GRG    conhecido como um m  todo primal e frequentemente chamado de m  todo da dire  o vi  vel. De acordo com Luenberger e Ye (2008), apresenta tr  s vantagens significantes: (i) se o processo de busca termina antes da confirma  o do   timo, o   ltimo ponto encontrado    vi  vel devido ao fato de que cada ponto gerado    vi  vel e provavelmente pr  ximo do   timo; (ii) se o m  todo gera uma sequ  ncia convergente, o ponto limite garante,

pelo menos, um mínimo local; (iii) a maioria dos métodos primais são geralmente absolutos, não dependendo de uma estrutura especial, tal como a convexidade.

Na medida em que assegura os resultados empíricos para a solução de problemas não-lineares em geral, o algoritmo GRG também apresenta como uma de suas características o fato de proporcionar uma adequada convergência global, principalmente quando inicializado suficientemente próximo da solução (LASDON *et al.*, 1978). A expressão “gradiente reduzido” vem da substituição das restrições na função objetivo, o que diminui o número de variáveis e, conseqüentemente, reduz o número de gradientes presentes (NASH e SOFER, 1996).

Segundo Lasdon *et al.* (1978), uma forma geral para a programação não-linear pode ser escrita como:

$$\begin{aligned} \text{Min } & f(\mathbf{x}) \\ \text{s. a.: } & h_i(\mathbf{x}) = 0 \\ & \mathbf{x}^{\min} \leq \mathbf{x} \leq \mathbf{x}^{\max} \end{aligned} \quad (2.31)$$

onde: $\mathbf{x}$ – Vetor das variáveis de decisão

$f(\mathbf{x})$ – Função objetivo não-linear

$h_i(\mathbf{x}) = 0$ – Restrições

$\mathbf{x}^{\min}, \mathbf{x}^{\max}$ – Limites mínimo e máximo para as variáveis de decisão

No caso da existência de inequações de restrição ($g_i(\mathbf{x}) \leq 0$), o algoritmo deverá convertê-las para a forma de equações de restrição através da adição de variáveis de folga.

O modelo geral para o GRG é baseado na conversão das restrições do problema para uma irrestrrição, utilizando a substituição direta. Neste caso, o vetor das variáveis $\mathbf{x}$ pode ser particionado em dois subvetores $\mathbf{x}_B$ e $\mathbf{x}_N$, tal que $\mathbf{x} = (\mathbf{x}_B, \mathbf{x}_N)^T$, de forma que $\mathbf{x}_B$ representa o vetor das variáveis básicas (dependentes) e $\mathbf{x}_N$ é o vetor das variáveis não básicas (independentes). Dessa forma, reescrevendo a Eq. (2.31) na forma das variáveis básicas e não básicas, chega-se à seguinte formulação apresentada por Chen e Fan (2002) e Lasdon *et al.* (1978):

$$\begin{aligned} \text{Min } & F(\mathbf{x}) = f[\mathbf{x}_B(\mathbf{x}_N), \mathbf{x}_N] \\ \text{s. a.: } & l_N \leq \mathbf{x}_N \leq u_N \end{aligned} \quad (2.32)$$

onde: l_N – Limite inferior para $\mathbf{x}_N$

u_N – Limite superior para $\mathbf{x}_N$

A partir de um ponto inicial viável $\mathbf{x}^k$, o algoritmo GRG define uma direção de movimento para otimizar a função objetivo. Esta direção de movimento é obtida pelo gradiente reduzido, o qual é calculado da seguinte maneira:

$$r^k(\mathbf{x}_N) = \left(\frac{\partial f^k}{\partial \mathbf{x}_N^k} \right)^T - \left(\frac{\partial f^k}{\partial \mathbf{x}_B^k} \right)^T \left(\frac{\partial g^k}{\partial \mathbf{x}_B^k} \right)^{-1} \left(\frac{\partial g^k}{\partial \mathbf{x}_N^k} \right) \quad (2.33)$$

A busca pelo ponto de ótimo se encerra quando a magnitude do gradiente reduzido atinge o valor de erro desejado (critério de convergência). Caso contrário, uma nova busca é executada para localizar um novo ponto na direção do gradiente reduzido. Este procedimento se repete até que a melhor solução viável seja encontrada (ponto de ótimo).

2.4.2. Algoritmo Genético

O Algoritmo Genético é um método de otimização baseado na evolução genética natural das espécies e difere da maioria das técnicas de otimização devido ao seu critério de busca global (BUSACCA *et al.*, 2001). Através de um procedimento passo a passo, este algoritmo imita o processo de evolução natural, baseando-se nos princípios de seleção e sobrevivência do mais apto. Partindo de uma população de soluções ao invés de uma única solução, é então capaz de encontrar ótimos globais para problemas de otimização restritos e irrestritos, assim como para uma ou múltiplas funções objetivo (JIN e WONG, 2010; ZAIN *et al.*, 2010).

A maioria dos Algoritmos Genéticos converte um problema de otimização restrito em um problema irrestrito utilizando uma função de penalidade (ÖKTEM *et al.*, 2005). Cada solução proposta pelo método iterativo é representada por um vetor $\mathbf{x}$ de variáveis independentes, as quais são codificadas em cromossomos, formados por uma quantidade de genes necessária para representar as variáveis independentes do problema original. Para esta tarefa, o código binário tem sido o mais utilizado (BUSACCA *et al.*, 2001). Se a solução não é adequada para a otimização da função objetivo, o problema é penalizado.

O procedimento para identificação do ponto de ótimo ocorre em três estágios: (a) reprodução, (b) *crossover* e (c) mutação (**Figura 2.12**). Inicia-se com a criação de uma população aleatória com N_p potenciais soluções para o problema e com a avaliação destes

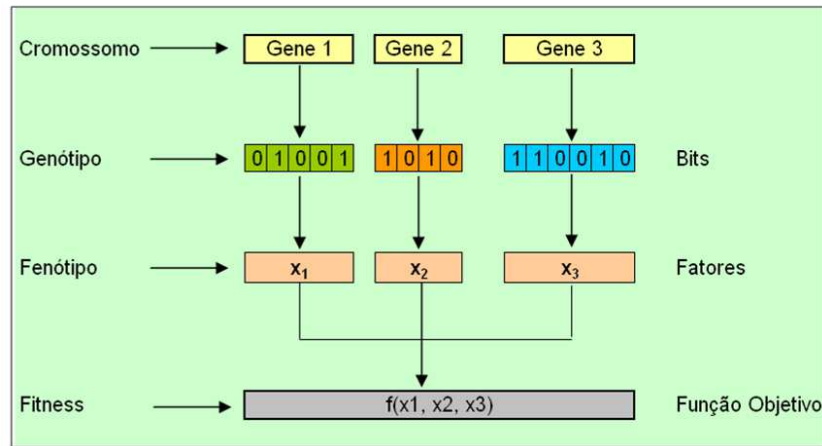
indivíduos em termos da função objetivo de otimização. Esta função é denominada “*Fitness*”. Se o melhor resultado não é obtido pela primeira avaliação, pares dos melhores indivíduos são selecionados como “pais”. Estes pais são combinados, criando uma nova geração de soluções (“filhos”) que substitui a primeira população. Neste processo, o número da população N_p é mantido constante. Este é o primeiro estágio. Em seguida, a operação de *crossover* troca os genes dos pais parcialmente, gerando uma descendência criada a partir de uma seleção aleatória das informações genéticas. Finalmente, a mutação consiste em uma mudança aleatória de 1 para 0 (ou vice-versa) do valor binário do gene. Toda vez que uma nova solução x é proposta pelo Algoritmo Genético, a função objetivo é avaliada e uma ordem dos indivíduos mais aptos é estabelecida. Esta ordem é utilizada no processo de seleção, que determina que os melhores indivíduos devam ser selecionados como pais, semelhantemente ao princípio natural de sobrevivência do mais apto. Da mesma forma, a ordem dos indivíduos é utilizada no procedimento de substituição para decidir quem, entre pais e filhos, deve sobreviver para a próxima população (BUSACCA *et al.*, 2001; ZAIN *et al.*, 2010).

Quando se utiliza o Algoritmo Genético, uma diversidade genética suficiente entre as soluções da população deve ser garantida. A falta desta diversidade pode levar a uma redução na região de busca utilizada pelo algoritmo e, conseqüentemente, a uma degradação no desempenho da otimização, resultando na convergência prematura para um ótimo local. Por outro lado, um excesso na diversidade genética também compromete o desempenho do algoritmo, resultando em convergências tardias ou até mesmo a não convergência. Portanto, o bom desempenho do Algoritmo Genético depende do ajuste adequado de alguns parâmetros críticos, representados principalmente pelo tamanho da população, taxa de *crossover*, taxa de mutação e o número de iterações (gerações) (BUSACCA *et al.*, 2001; ÖKTEM *et al.*, 2005).

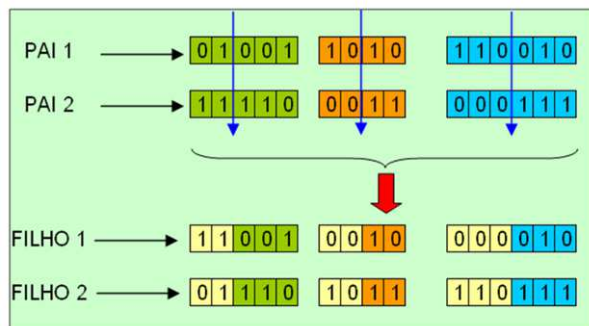
A sequência de gerações populacionais é interrompida quando se atinge um dos seguintes critérios de convergência:

- O número de gerações alcança o valor pré-estabelecido;
- O tempo de processamento atinge o valor previsto;
- O *fitness* do indivíduo mais fraco atinge um mínimo pré-estabelecido;
- O *fitness* do indivíduo mais forte atinge um valor desejado.

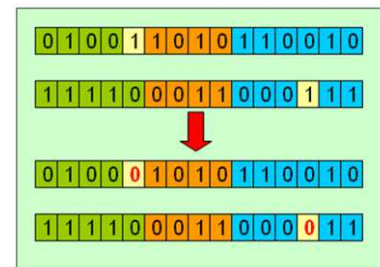
Nas condições acima, chega-se ao ponto de ótimo.



(a)



(b)



(c)

Figura 2.12 – Algoritmo Genético: a) decodificação; b) *crossover*; c) mutação
(adaptado de BUSACCA *et al.*, 2001)

2.5. Considerações finais

As seções anteriores descreveram os fundamentos teóricos que foram utilizados para o desenvolvimento deste trabalho. Dessa forma, a partir das definições dos problemas de otimização multi-objetivo, principalmente no caso do método de somas ponderadas, o Método do Critério Global e o Erro Quadrático Médio Multivariado foram contextualizados frente ao desafio de determinar a combinação de pesos que garante a solução Pareto-ótima mais viável.

Em relação aos métodos de ponderação de múltiplas respostas, a análise dos trabalhos da literatura mostrou que os pesquisadores têm se preocupado em abordar este tipo de problema utilizando ferramentas de análise, seja por meio de técnicas da literatura ou por proposições de novas estratégias, com o objetivo de sobrepor as desvantagens pertencentes aos métodos convencionais. No entanto, foi verificado que, apesar desta preocupação, muitas das técnicas utilizadas ainda recorreram, em pelo menos uma de suas etapas, a elementos

imprecisos e subjetivos, como os julgamentos dos tomadores de decisão. De acordo com o que foi argumentado dentro de contexto da ponderação por experiência, estes julgamentos podem ser vistos como condições favoráveis quando o tomador de decisão possui muita experiência a respeito do processo otimizado. Contudo, mesmo nestes casos, este critério ainda se mostra vulnerável a possíveis fontes de erro. Um outro aspecto a ser destacado é que boa parte das estratégias utilizadas pelos pesquisadores foram baseadas ou desenvolvidas em princípios interativos e/ou iterativos, o que condiciona os resultados finais, principalmente no caso dos métodos iterativos, aos valores iniciais determinados para os pesos. Quanto à influência da correlação sobre as múltiplas respostas, apenas o trabalho de Bath *et al.* (2004) considerou cenários para a ponderação ótima levando em consideração este fator. Portanto, pesquisas voltadas para este tema em específico se caracterizam como elementos ainda raros na literatura. Por outro lado, alguns autores já vêm caracterizando os pesos das respostas também como variáveis de decisão em problemas multi-objetivo, conforme pôde ser observado nos trabalhos de Luo e Wang (2012) e Zou *et al.* (2012).

Para os métodos estatísticos baseados no Projeto e Análise de Experimentos, a Metodologia de Superfície de Resposta e os experimentos de misturas se mostram como técnicas importantes para a modelagem e análise das funções objetivo desenvolvidas para as múltiplas respostas, visto que estas relações matemáticas não são conhecidas para a maioria dos processos industriais. A inserção dos algoritmos de otimização neste contexto ocorre na etapa de identificação das soluções ótimas para as respostas e para os pesos, após os mesmos serem modelados pelas técnicas estatísticas enumeradas e programados matematicamente segundo o MCG ou o EQMM_p.

3. MÉTODO DOS POLINÔMIOS CANÔNICOS DE MISTURAS

A análise dos métodos de ponderação de múltiplas respostas desenvolvida no Capítulo 2 revelou que contribuições significativas ainda podem ser feitas com relação a este tema, visto que boa parte das estratégias ainda se utiliza de elementos passíveis de erro. No que diz respeito aos métodos iterativos, o condicionamento dos resultados finais aos valores iniciais dos pesos ocorre no sentido de que se a solução inicial não estiver localizada suficientemente próxima ao ótimo global, o método pode se estabilizar em torno de ótimos locais, não garantindo, assim, o resultado mais eficiente. Além disso, a escassez de pesquisas considerando a influência da correlação sobre a otimização de múltiplas respostas também se mostra como um fator motivante. Em função destas constatações, este capítulo desenvolve uma nova alternativa para a identificação de pesos ótimos em problemas de otimização multi-objetivo, denominada Método dos Polinômios Canônicos de Misturas (MPCM). Partindo-se de uma observação na maneira de formulação dos pesos, estabelece-se um procedimento que combina a realização de experimentos de misturas, a avaliação do erro global das respostas Pareto-ótimas e a otimização de um problema não-linear. No MPCM, os pesos são considerados como variáveis de decisão. Em seguida, caracteriza-se o procedimento proposto para os casos de otimização de múltiplas respostas independentes (MPCM-I) e também para múltiplas respostas correlacionadas (MPCM-II). Por fim, os principais fundamentos do método desenvolvido são comparados em relação às outras abordagens disponíveis na literatura.

3.1. Metamodelagem

Para estabelecer uma estratégia voltada para a identificação de pesos ótimos, o presente trabalho teve como ponto de partida a seguinte observação: seja um problema de otimização de múltiplos objetivos definido na forma de uma soma ponderada que utilize a formulação:

$$\begin{aligned}
\text{Min } F(\mathbf{x}) &= \sum_{i=1}^m w_i f_i(\mathbf{x}) \\
\text{s.a.: } h_i(\mathbf{x}) &= 0, \quad i = 1, 2, \dots, p \\
g_j(\mathbf{x}) &\leq 0, \quad j = 1, 2, \dots, q \\
\sum_{i=1}^m w_i &= 1 \\
w_i &\geq 0 \\
\mathbf{x}^{\min} &\leq \mathbf{x} \leq \mathbf{x}^{\max}
\end{aligned} \tag{3.1}$$

Na expressão acima, a restrição para os pesos $\sum_{i=1}^m w_i = 1$ é apresentada de maneira análoga à restrição de totalidade $\sum_{i=1}^k x_i = 1$ que caracteriza os experimentos de misturas.

Portanto, a distribuição dos pesos em um problema de otimização multi-objetivo por somas ponderadas pode ser considerada como um problema de misturas no qual os pesos se definem como os componentes dessa mistura. Dessa forma, experimentos podem ser planejados e executados e a análise de tais condições experimentais tende a indicar a combinação de pesos mais viável. Entretanto, como a análise dos experimentos necessita de critérios adicionais, utilizou-se para esta tarefa a função erro percentual global, que foi definida como a soma dos desvios percentuais absolutos das soluções Pareto-ótimas em relação aos seus alvos. Uma vez que a função erro percentual global pode ser modelada e analisada através de um polinômio canônico de misturas, a identificação dos pesos ótimos é obtida resolvendo-se um problema de otimização não-linear cujo objetivo é a minimização desta função e os pesos são as variáveis de decisão. Os pesos ótimos ficam então caracterizados como a combinação de valores que fazem o erro percentual global ser o menor possível.

Sendo assim, o Método dos Polinômios Canônicos de Misturas para a identificação dos pesos ótimos pode ser estruturado de acordo com o seguinte procedimento:

Passo 1: definição da formulação do problema de otimização multi-objetivo.

Passo 2: definição do arranjo de misturas e a ser utilizado e especificação das proporções mínimas e máximas de cada peso.

Passo 3: solução do problema de otimização do Passo 1 para cada condição experimental definida no Passo 2 e cálculo do erro percentual global das respostas Pareto-ótimas através da expressão:

$$EPG = \sum_{i=1}^m \left| \frac{y_i^*}{T_i} - 1 \right| \quad (3.2)$$

onde: EPG – Erro percentual global das respostas Pareto-ótimas em relação aos alvos
 y_i^* – Valores das respostas Pareto-ótimas
 T_i – Alvos definidos
 m – Número de objetivos

Passo 4: determinação do polinômio canônico de misturas para o erro percentual global, utilizando como fonte de dados os resultados dos cálculos do Passo 3.

Passo 5: identificação dos pesos ótimos através da minimização da função obtida no Passo 4, utilizando, para isso, a seguinte formulação:

$$\begin{aligned} \text{Min } EPG(\mathbf{w}) &= \sum_{i=1}^m \beta_i w_i + \sum_{i < j}^m \sum \beta_{ij} w_i w_j \\ \text{s. a.: } \sum_{i=1}^m w_i &= 1 \\ w_i^{\min} &\leq w_i \leq w_i^{\max} \end{aligned} \quad (3.3)$$

onde: $EPG(\mathbf{w})$ – Polinômio de misturas desenvolvido para o erro percentual global
 w_i – Pesos atribuídos
 β_i, β_{ij} – Coeficientes estimados no Passo 4
 $w_i^{\min}, w_i^{\max}$ – Pesos mínimos e máximos considerados (definidos no Passo 2)

O MPCM estabelecido nos passos anteriores apresenta um formato genérico e, portanto, pode ser aplicável aos diversos tipos de problema. Uma única observação a ser feita diz respeito ao modelo de misturas representado na formulação da Eq. (3.3). Como pode ser observado, a função erro percentual global encontra-se definida por um polinômio canônico de segunda ordem. A escolha pela função quadrática é justificada pelo fato de que estas expressões, por definição, desenvolvem comportamentos que resultam na formação de pontos estacionários. No entanto, para a escolha dos modelos de misturas a serem utilizados, recomenda-se, sempre que possível, decidir pelas expressões de maiores ajustes.

3.1.1. MPCM-I: Identificação de pesos ótimos para múltiplas respostas independentes

Na otimização de múltiplas respostas independentes, geralmente as técnicas de programação matemática possibilitam que a alocação de pesos seja feita diretamente nas funções objetivo. Dessa forma, para tais circunstâncias, a identificação dos pesos ótimos utilizando o MPCM ocorre pela aplicação direta do procedimento definido no item anterior. A **Figura 3.1** ilustra, então, o fluxograma de operações para este cenário, uma vez que o presente trabalho empregou o Método do Critério Global para a formulação deste tipo de problema.

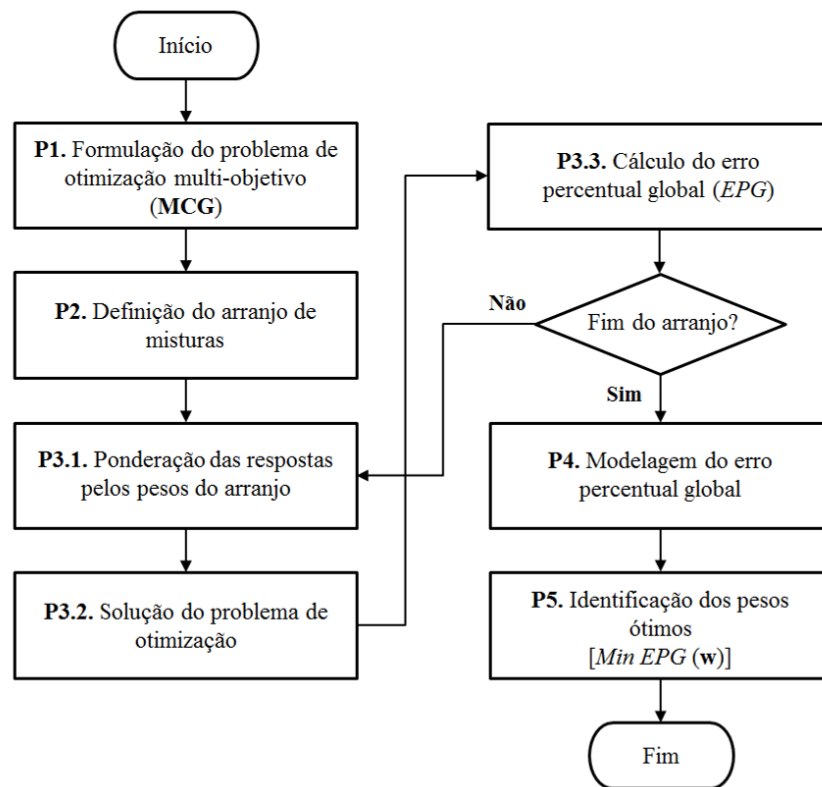


Figura 3.1 – MPCM-I: Identificação de pesos ótimos para múltiplas respostas independentes

3.1.2. MPCM-II: Identificação de pesos ótimos para múltiplas respostas correlacionadas

Para o caso de otimização de múltiplas respostas correlacionadas, verifica-se que a formulação definida no Erro Quadrático Médio Multivariado Ponderado necessita de um procedimento especial para a ponderação das respostas. Portanto, para a identificação dos

pesos ótimos, este procedimento deve ser incorporado ao método proposto, tal como indicado no fluxograma da **Figura 3.2**.

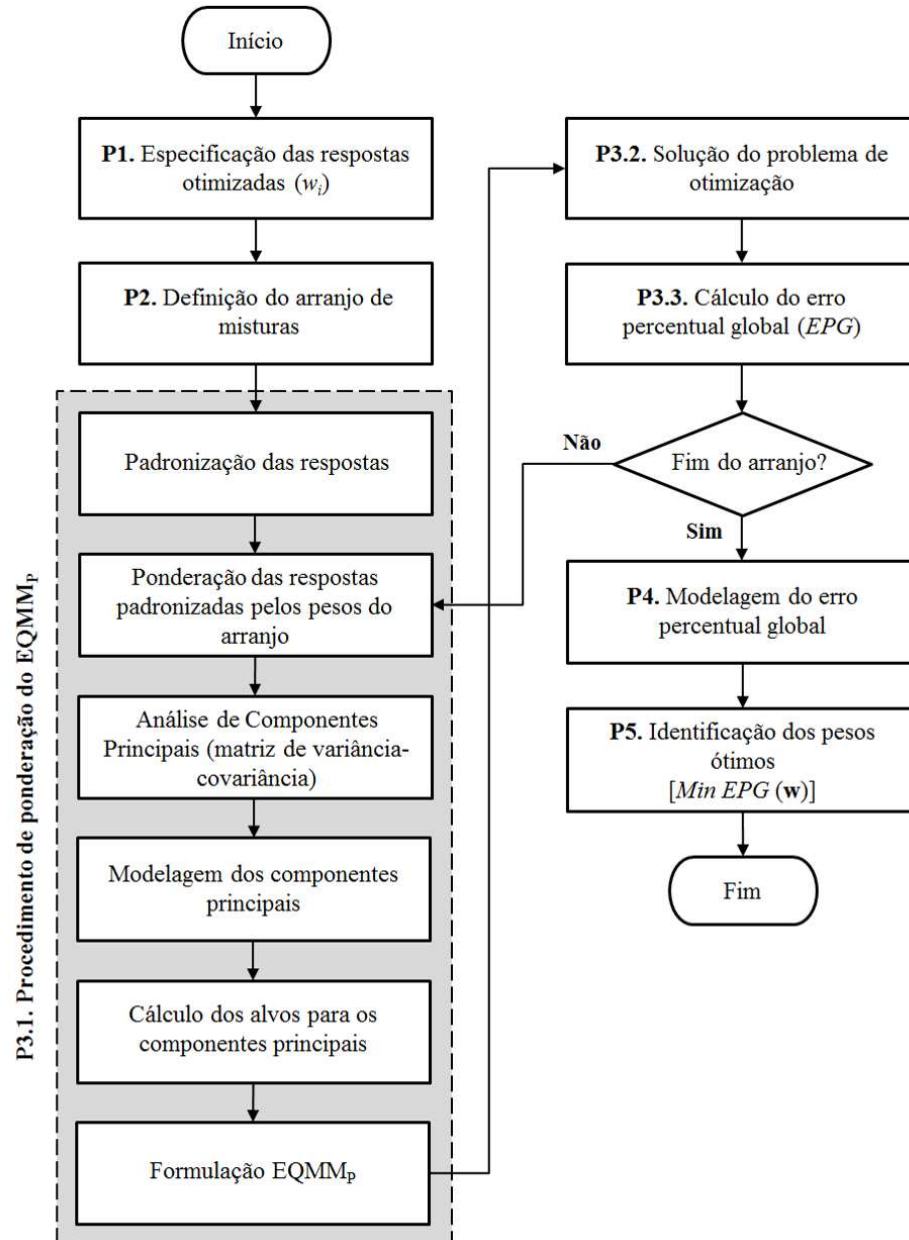


Figura 3.2 – MPCM-II: Identificação de pesos ótimos para múltiplas respostas correlacionadas

3.2. Caracterização do MPCM frente à literatura

Em comparação aos trabalhos analisados na seção 2.3, o Método dos Polinômios Canônicos de Misturas apresenta as seguintes características:

- Primeiramente, o MPCM trata-se de uma abordagem experimental, ao contrário de boa parte dos métodos analisados, que se utiliza de procedimentos interativos e/ou iterativos.
- Na medida em que os pesos ótimos são determinados pela modelagem e otimização de uma função não-linear, o MPCM independe de elementos subjetivos como os julgamentos dos tomadores de decisão.
- Para a análise das soluções Pareto-ótimas e a consequente ponderação ótima, utilizou-se uma função erro definida a partir dos objetivos de cada característica. Na literatura, pesquisas como as de Bath *et al.* (2004) e Huang *et al.* (2006) têm utilizado para esta análise as funções de pertinência que compõem a lógica *fuzzy*.
- O procedimento para a identificação de pesos ótimos se mostra aplicável para os vários tipos de problemas e processos, inclusive para os casos em que as múltiplas respostas se mostram significativamente correlacionadas.
- Assim como nos trabalhos de Luo e Wang (2012) e Zou *et al.* (2012), o MPCM também atribui para os pesos a condição de variáveis de decisão.

3.3. Considerações finais

Em função dos elementos observados nas pesquisas da literatura, este capítulo propôs uma nova estratégia para a identificação de pesos ótimos na otimização de múltiplas respostas. Visto que a restrição imposta para os pesos nas formulações multi-objetivo contém o principal fundamento de um problema de misturas, definiu-se um procedimento no qual a solução mais viável é determinada realizando-se a otimização de uma função erro não-linear calculada para as respostas Pareto-ótimas, sendo esta modelada a partir de dados experimentais obtidos por arranjos de misturas. Após a descrição genérica do Método dos Polinômios Canônicos de Misturas, o procedimento proposto foi caracterizado para a otimização de múltiplas respostas independentes (MPCM-I) e múltiplas respostas correlacionadas (MPCM-II), utilizando o MCG e o EQMM_p como técnicas de programação matemática para os respectivos casos. Em uma última análise, a comparação com os trabalhos da literatura permitiu evidenciar os principais pontos com que se pretende contribuir, uma vez que o MPCM tende a superar as principais limitações apresentadas por estes trabalhos.

4. NATUREZA MULTI-OBJETIVO E MULTIVARIADA DA SOLDAGEM DE REVESTIMENTO

Com o desenvolvimento do método de identificação de pesos ótimos no Capítulo 3, este capítulo descreve o processo industrial escolhido como aplicação prática para demonstrar a utilização do método proposto, visando destacar sua condição multi-objetivo e multivariada. Sendo assim, entre as várias aplicações que fazem da soldagem um dos principais processos de manufatura, são apresentados os principais conceitos referentes à soldagem de revestimento e, em específico, às operações de deposição de camadas de aços inoxidáveis sobre superfícies planas de aços carbono. Após a disposição das vantagens e desafios que justificam o emprego deste processo sob o ponto de vista econômico, apresenta-se também a importância da soldagem de revestimento de aços carbono com aços inoxidáveis sob o aspecto tecnológico e científico. Em seguida, descrevem-se os principais fundamentos relacionados à soldagem com arame tubular, na medida em que os revestimentos analisados neste trabalho foram depositados utilizando esta operação.

4.1. Soldagem de revestimento

A soldagem de revestimento foi definida pela AWS (*American Welding Society*) como a deposição de uma camada de metal de adição sobre a superfície de outro metal com o objetivo de obter propriedades ou dimensões desejadas (PHILLIPS, 1965). Basicamente, este processo é empregado quando se deseja uma das seguintes aplicações:

- Prorrogação da vida útil de peças que não possuem todas as propriedades necessárias para uma dada aplicação;
- Recuperação de elementos afetados pelo desgaste ou corrosão;
- Criação de superfícies com características especiais.

Segundo Palani e Murugan (2006a), os componentes industriais estão sujeitos aos mais diversos tipos de desgaste, o que demanda manutenções frequentes e faz com que os custos de suas substituições sejam elevados. Consequentemente, a extensão da vida útil de tais componentes pode resultar em economias significativas.

Dessa forma, os diversos tipos metais de adição são depositados com a finalidade de melhorar as propriedades de resistência à corrosão, resistência ao desgaste, resistência a altas temperaturas, aumento da dureza, controle dimensional ou para obtenção de algumas necessidades metalúrgicas (MURUGAN e PARMAR, 1997). Estas características contribuem para que a soldagem de revestimento apresente as vantagens a seguir:

- Melhoria das propriedades superficiais no local desejado;
- Fácil uso de materiais de dureza elevada e ligas resistentes ao desgaste;
- Aplicação rápida do processo de revestimento;
- Uso econômico de elementos de liga de custos elevados;
- Proteção das peças;
- Obtenção de economias em função da extensão da vida útil dos componentes, redução de manutenção, substituição e recuperação de peças desgastadas, utilização de materiais base de baixo custo, redução do consumo de energia em serviço, aumento da eficiência dos componentes.

4.1.1. Princípios de operação

Os revestimentos são geralmente depositados por processos de soldagem a arco elétrico ou gás combustível (PHILLIPS, 1965). Técnicas manuais, semi-automáticas ou automáticas podem ser utilizadas independentemente do processo empregado. Quanto aos materiais de adição, compostos na forma de eletrodos nus, eletrodos revestidos, bobinas de arames, pastas e pós são disponíveis em uma grande variedade. A adesão com o material base ocorre pela fusão ou união metalúrgica.

Alguns cuidados importantes no uso da soldagem de revestimento devem ser tomados em relação à geometria da peça, custo do procedimento de soldagem, desenvolvimento de trincas ou distorções a partir das tensões térmicas de soldagem e a qualidade desejada do revestimento. A qualidade do material depositado varia amplamente, dependendo da aplicação, do material utilizado e da habilidade do soldador.

Com isso, o processo de revestimento ocorre de forma que os cordões sejam depositados lateralmente e com um dado nível de sobreposição até que toda a região de interesse seja recoberta (**Figura 4.1**). O nível de sobreposição dos cordões depende da aplicação do revestimento e do processo de soldagem empregado.

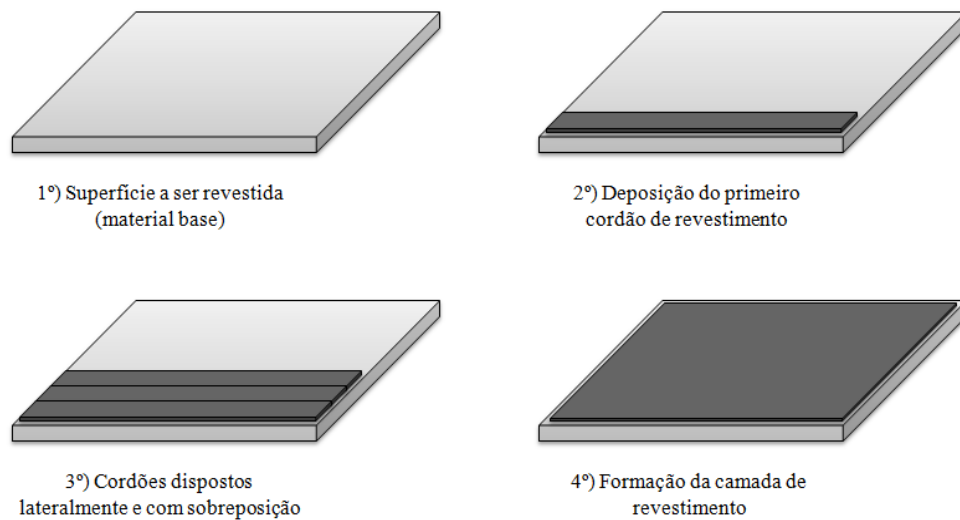


Figura 4.1 – Princípio de operação da soldagem de revestimento

A **Figura 4.2** ilustra três exemplos reais de camadas de revestimento depositados a partir de processos de soldagem.



Figura 4.2 – Exemplos de camadas de revestimento

4.1.2. Características do processo

A principal diferença da soldagem de revestimento em relação às aplicações convencionais de soldagem diz respeito à geometria do cordão de solda. Ao contrário das aplicações convencionais, em que é desejável alta penetração (P) para garantir a resistência da junta soldada (**Figura 4.3a**), na soldagem de revestimento o perfil geométrico desejado se

resume a grandes larguras do cordão (W), altos reforços (R), baixas penetrações (P) e baixos percentuais de diluição (D) (**Figura 4.3b**). A obtenção deste perfil geométrico característico é importante para que o processo permita recobrir a maior área possível com o menor número de passes, o que resulta em economias significativas de materiais e tempo. Assim, um dos maiores desafios da soldagem de revestimento consiste no ajuste adequado dos parâmetros do processo para que o material depositado adquira a geometria desejada.

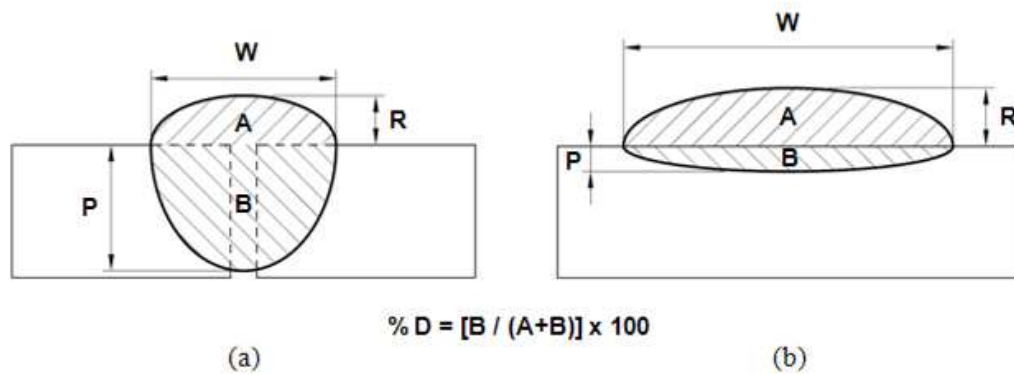


Figura 4.3 – Perfil geométrico desejado do cordão de solda: a) união da junta soldada (aplicações convencionais); b) soldagem de revestimento

A importância de que os cordões de revestimento apresentem a geometria definida pela **Figura 4.3** foi destacada por autores como Kannan e Murugan (2006a) e Shahi e Pandey (2006). A **Figura 4.4** descreve o perfil geométrico desejado, segundo Kannan e Murugan (2006a), após a deposição de três cordões de revestimento de aço inoxidável duplex, utilizando uma sobreposição de 40%.

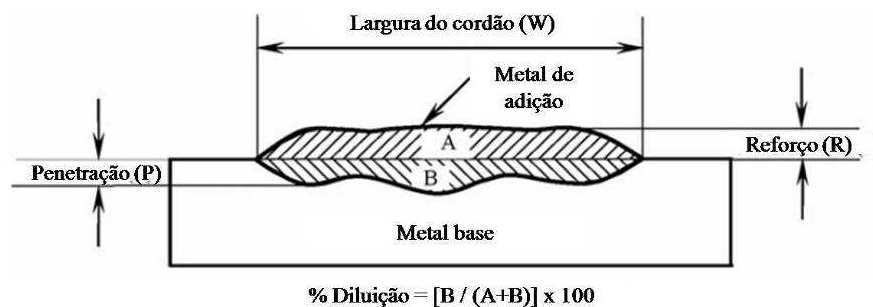


Figura 4.4 – Geometria desejada para a deposição de três cordões de revestimento (adaptado de KANNAN e MURUGAN, 2006a)

4.2. Revestimentos de aço carbono com aço inoxidáveis

Entre as possíveis aplicações da soldagem de revestimento enumeradas no item 4.2.1, o processo otimizado neste trabalho está ligado ao terceiro caso, ou seja, a criação de superfícies com características especiais. Neste contexto, a soldagem de revestimento de aço carbono com aço inoxidáveis é definida como a deposição de uma camada de aço inoxidável sobre superfícies de aço carbono ou aços de baixa liga, com o objetivo de obter revestimentos com as propriedades de anti-corrosão (PALANI e MURUGAN, 2006a, 2007).

A principal vantagem deste processo está relacionada ao fato de que camadas anti-corrosivas podem ser produzidas de forma mais barata, a partir de materiais de menor custo, visto que os preços dos aços inoxidáveis são elevados em comparação aos valores dos aços carbono. Além disso, o emprego de um procedimento de soldagem contribui para que os revestimentos sejam depositados com relativa rapidez e economia de material.

Quanto às propriedades, as características desejadas do material depositado, segundo Kannan e Murugan (2006b), se resumem a uma resistência mecânica razoável, boa soldabilidade com o metal base e boas propriedades de resistência à corrosão, esta última na sua forma geral e localizada. Para Ferriere *et al.* (2006), os revestimentos de aço inoxidáveis sobre aço carbono se mostram como uma solução viável para os problemas de elaboração de materiais que combinem altos níveis de propriedades mecânicas com boa resistência à corrosão.

As características anteriores têm feito da soldagem de revestimento de aço carbono com aço inoxidáveis uma operação de crescente aplicabilidade entre os mais diversos tipos de indústrias, como por exemplo, as indústrias petrolíferas, químicas, alimentícias, agrícolas, nucleares, navais, ferroviária e de construção civil (MURUGAN e PARMAR, 1994; KANNAN e MURUGAN, 2006a).

Entretanto, a existência de todos esses fatores positivos faz com que o processo também apresente suas peculiaridades. Conforme discutido anteriormente, um dos principais desafios da soldagem de revestimento consiste no ajuste adequado do procedimento de soldagem para que o cordão seja depositado com a geometria desejada. Além disso, para o caso específico dos revestimentos de aço carbono com aço inoxidáveis, verifica-se que suas propriedades e sua qualidade final são fortemente influenciadas pelo percentual de diluição. Na medida em que se propõe à união de materiais com composições químicas diferentes, o contato dos elementos presentes no aço carbono com os elementos do aço inoxidável pode comprometer as propriedades finais de anti-corrosão, o que inviabiliza esta operação. Portanto, o controle

da diluição se caracteriza como um dos requisitos mais importantes da soldagem de revestimento de aços carbono com aços inoxidáveis. O cuidado com este controle é apresentado em detalhes a seguir.

4.2.1. Controle da diluição

O percentual de diluição é definido como a relação entre a área de penetração e a área total da seção transversal do cordão de solda. Assim, o aumento da penetração provoca o aumento da área de penetração e esta, conseqüentemente, aumenta o nível de diluição. No caso da união de materiais diferentes, um aumento na diluição faz com que exista uma maior difusão entre os elementos presentes nas composições químicas dos respectivos materiais, tal como ilustrado na **Figura 4.5**.

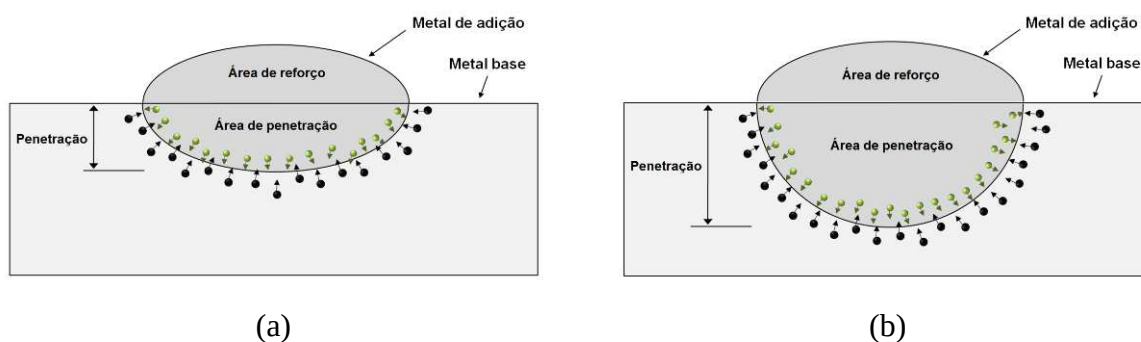


Figura 4.5 – Efeito do aumento da diluição: a) baixa diluição, baixa difusão de elementos; b) alta diluição, alta difusão de elementos

Quando se trata do revestimento de aços carbono com aços inoxidáveis, esta interação entre os materiais se mostra como um fator crítico para os resultados do processo, pois tende a prejudicar as propriedades finais de resistência à corrosão. Isto explica porque diversos pesquisadores apresentaram o controle da diluição como um dos fatores de maior importância para a qualidade final dos revestimentos de aços inoxidáveis (BALASUBRAMANIAN *et al.*, 2009; GHOSH *et al.*, 1998; MURUGAN e PARMAR, 1997; PALANI e MURUGAN, 2007; SHAHI e PANDEY, 2008b).

Kannan e Murugan (2006b) e Shahi e Pandey (2008b) afirmaram que o aumento da diluição reduz os elementos de liga e aumenta o conteúdo de carbono da camada revestida, reduzindo, assim, as propriedades de resistência à corrosão, além de causar outros problemas metalúrgicos. Para Palani *et al.* (2006), o nível de diluição depende da diferença entre as

composições químicas do metal base e metal de adição, da diluição inerente ao processo de soldagem utilizado e da técnica de soldagem. Além disso, independentemente do processo de soldagem escolhido, as variações na diluição são fortemente influenciadas pelas variáveis do processo, como a corrente, a tensão e a velocidade de soldagem.

A presença de todas essas características tem contribuído para que o estudo e o desenvolvimento de procedimentos capazes de oferecer uma diluição ótima se tornassem de grande importância nas últimas décadas. Entretanto, apesar de valores mínimos serem desejados, Murugan e Parmar (1997) sugeriram que a diluição deva variar entre 10% e 15%, visando garantir a resistência de união entre o metal base e o metal de adição.

4.2.2. Importância tecnológica e científica do processo

De maneira semelhante à análise dos métodos de ponderação de múltiplas respostas apresentada na seção 2.3, uma pesquisa entre os trabalhos da literatura foi conduzida por Gomes (2010) com a finalidade de observar a forma com que o tema da soldagem de revestimento de aços carbono com aços inoxidáveis era tratado entre os pesquisadores. Considerando então o período de publicação de 1990 a 2009, trinta e oito artigos foram analisados e os principais resultados deste estudo evidenciaram o aumento do interesse industrial pelo processo. Uma vez que a quantidade de publicações foi crescente no período analisado (**Figura 4.6**), este aumento na necessidade por investigações sobre o tema se mostrou como um fato consequente de um maior interesse industrial, o que caracterizou a soldagem de revestimento de aços carbono com aços inoxidáveis como um processo de relevância tecnológica e científica.

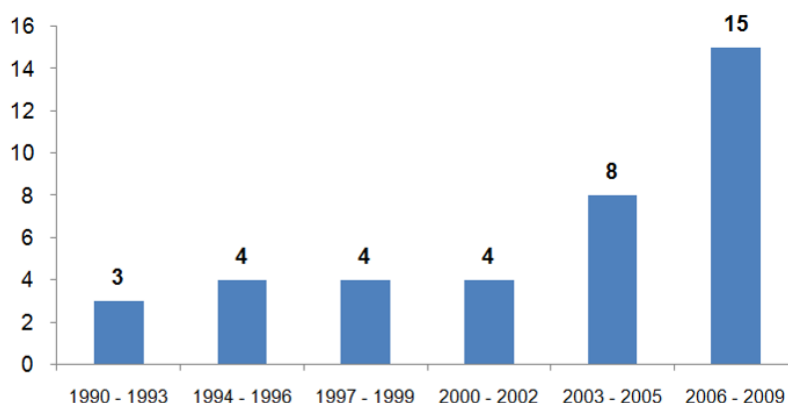


Figura 4.6 – Quantidade de publicações a cada três anos relacionadas à soldagem de revestimento de aços carbono com aços inoxidáveis (GOMES, 2010)

Em relação aos processos de soldagem empregados, foi verificado que vários tipos podem ser utilizados, como a soldagem MIG/MAG, arame tubular, arco submerso, TIG, laser, plasma e processos menos convencionais como a soldagem por explosão e a soldagem com energia solar. Pela **Tabela 4.1**, observa-se que a soldagem a laser se caracterizou como o processo mais utilizado, pois esteve presente em 24% das pesquisas analisadas. Os casos menos comuns incluíram a soldagem com plasma, a soldagem por explosão e a soldagem com feixe de elétrons, utilizadas em apenas uma publicação cada. Foi também observado um equilíbrio quanto ao emprego dos processos MIG/MAG, arame tubular e arco submerso, com uma frequência de 18% entre os trabalhos.

Tabela 4.1 – Classificação dos trabalhos da literatura quanto aos processos de soldagem empregados nas operações de revestimento de aços carbono com aços inoxidáveis

Processo de soldagem	Ocorrência	Porcentagem
MIG/MAG	7	18%
Arame tubular	7	18%
Arco submerso	7	18%
Laser	9	24%
Plasma	1	3%
Explosão	1	3%
Feixe de elétrons	1	3%
Energia solar	2	5%
Vários processos	3	8%
Total	38	100%

Fonte: Gomes (2010)

Os resultados da pesquisa de Gomes (2010) também permitiram uma análise mais detalhada dos trabalhos que empregaram a soldagem com arame tubular e a soldagem MIG/MAG no que diz respeito aos parâmetros do processo utilizados e às respostas analisadas. Decidiu-se considerar a soldagem MIG/MAG em conjunto com a soldagem com arame tubular devido às suas semelhanças operacionais. Ambos os processos são configurados por múltiplas variáveis de entrada, principalmente pela corrente, velocidade de alimentação do arame, tensão, velocidade de soldagem, distância bico de contato peça, ângulo da tocha em relação à peça e tipo de gás de proteção. Dessa forma, a **Tabela 4.2** indicou que a corrente, a velocidade de soldagem e a distância bico de contato peça se caracterizaram como parâmetros importantes para o revestimento de aços carbono com aços inoxidáveis, já que

foram abordados por quase todos os trabalhos analisados. Para a velocidade de alimentação do arame, verifica-se que esta se encontra diretamente relacionada com o efeito da corrente. Portanto, como a velocidade de alimentação foi considerada pelos trabalhos que não incluíram a corrente, pôde-se afirmar que o efeito da corrente foi estudado por todas as pesquisas relacionadas na **Tabela 4.2**.

Tabela 4.2 – Parâmetros estudados nos trabalhos que empregaram a soldagem MIG/MAG¹ ou com arame tubular² para o revestimento de aços carbono com aços inoxidáveis

Referência	<i>I</i>	<i>Va</i>	<i>T</i>	<i>Vs</i>	<i>N</i>	<i>Ta</i>
Murugan e Parmar (1994) ¹		*	*	*	*	
Murugan e Parmar (1997) ¹	*			*	*	
Ghosh <i>et al.</i> (1998) ¹	*					
Corrêa <i>et al.</i> (2000) ¹	*					
Rajeev <i>et al.</i> (2001) ²	*		*	*	*	
Kannan e Murugan (2006a) ²	*			*	*	*
Kannan e Murugan (2006b) ²	*			*	*	*
Palani e Murugan (2006a) ²	*			*	*	
Palani e Murugan (2006b) ²	*			*	*	
Palani <i>et al.</i> (2006) ²	*			*	*	
Shahi e Pandey (2006) ¹		*	*	*	*	
Palani e Murugan (2007) ²	*			*	*	
Shahi e Pandey (2008a) ¹		*	*	*	*	
Shahi e Pandey (2008b) ¹		*	*	*	*	

I – Corrente (A); *Va* – Velocidade de alimentação do arame (m/min); *T* – Tensão (V);
Vs – Velocidade de soldagem (cm/min); *N* – Distância bico de contato peça (mm); *Ta* - Ângulo da tocha (°)

Fonte: Gomes (2010)

A **Figura 4.7** apresenta a distribuição dos tipos de gás de proteção entre os trabalhos analisados, evidenciando que o argônio é o gás mais utilizado, juntamente com suas misturas com o CO₂.

Uma observação importante feita por vários autores se refere à análise das interações entre os parâmetros do processo, que nunca deve ser negligenciada em virtude do efeito significativo que duas variáveis podem exercer sobre as propriedades finais dos revestimentos (BALASUBRAMANIAN *et al.*, 2009; KANNAN e MURUGAN, 2006b; PALANI e MURUGAN, 2007; SHAHI e PANDEY, 2008b).

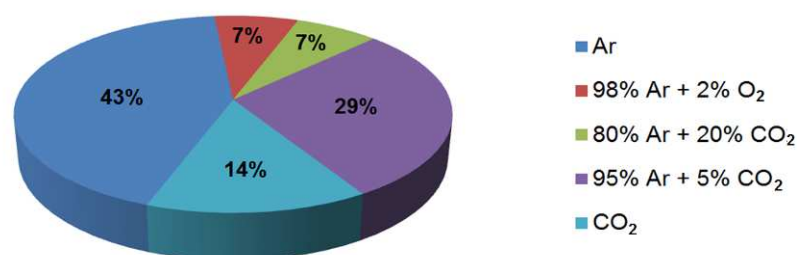


Figura 4.7 – Tipos de gás de proteção utilizados nos trabalhos que empregaram a soldagem MIG/MAG ou com arame tubular para o revestimento de aços carbono com aços inoxidáveis (adaptado de GOMES, 2010)

Quanto às respostas analisadas, foi observado que o foco dos pesquisadores sobre o aspecto multi-objetivo das operações de revestimento de aços carbono com aços inoxidáveis se dividiu na análise e melhoria das seguintes características: geometria do cordão de solda, produtividade do processo e propriedades finais dos revestimentos. Basicamente, as respostas geométricas compreenderam a penetração, reforço, largura do cordão e diluição; a produtividade é geralmente representada pela taxa de fusão, taxa de deposição e rendimento do processo; já as propriedades finais incluíram a dureza, composição química, microestrutura e resistência à corrosão.

No entanto, a classificação das pesquisas levando em consideração as respostas enumeradas (**Tabela 4.3**) mostrou que estes estudos se concentraram sobre o perfil geométrico do cordão e as propriedades dos revestimentos. Apenas dois trabalhos se preocuparam com a produtividade (CORRÊA *et al.*, 2000; SHAHI e PANDEY, 2008a). Como a geometria do cordão é o aspecto que diferencia este processo em relação às outras aplicações de soldagem, os resultados da **Tabela 4.3** são condizentes com o que foi argumentado nos itens 4.2.3 e 4.3.2, sobretudo no caso da diluição, que só não foi analisada por um dos trabalhos. Por outro lado, as análises sobre as propriedades finais dos revestimentos tiveram como principal objetivo investigar se o procedimento de soldagem empregado era capaz de produzir revestimentos com as especificações necessárias para suportar as condições de desgaste por corrosão. A propósito, a preocupação com estas propriedades esteve presente em boa parte dos trabalhos que não foram relacionados na **Tabela 4.3**, como, por exemplo, as pesquisas de Anjos *et al.* (1997), Ferriere *et al.* (2006), Li *et al.* (1996a, 1996b), Majumdar *et al.* (2005), Sha e Tsai (2001) e Song *et al.* (2006).

Tabela 4.3 – Respostas analisadas nos trabalhos que empregaram a soldagem MIG/MAG¹ ou com arame tubular² para o revestimento de aços carbono com aços inoxidáveis

Referência	Geometria				Produtividade			Propriedades finais			
	<i>P</i>	<i>R</i>	<i>W</i>	<i>D</i>	<i>TF</i>	<i>TD</i>	η	<i>H</i>	<i>Q</i>	<i>M</i>	<i>C</i>
Murugan e Parmar (1994) ¹	*	*	*	*							
Murugan e Parmar (1997) ¹				*				*	*	*	
Ghosh <i>et al.</i> (1998) ¹	*	*		*				*	*	*	
Corrêa <i>et al.</i> (2000) ¹					*	*	*				
Rajeev <i>et al.</i> (2001) ²				*				*	*	*	
Kannan e Murugan (2006a) ²	*	*	*	*							
Kannan e Murugan (2006b) ²				*						*	
Palani e Murugan (2006a) ²	*	*	*	*							
Palani e Murugan (2006b) ²	*	*	*	*							
Palani <i>et al.</i> (2006) ²	*	*	*	*							
Shahi e Pandey (2006) ¹				*							
Palani e Murugan (2007) ²	*	*	*	*							
Shahi e Pandey (2008a) ¹				*		*			*	*	*
Shahi e Pandey (2008b) ¹				*							

P – Penetração (mm); *R* – Reforço (mm); *W* – Largura do cordão (mm); *D* – Diluição (%);

TF – Taxa de fusão (kg/h); *TD* – Taxa de deposição (kg/h); η – Rendimento (%); *H* – Dureza (HV);

Q – Composição química; *M* – Microestrutura; *C* – Resistência à corrosão

Fonte: Gomes (2010)

4.3. Soldagem com arame tubular

A soldagem a arco com arame tubular (*Flux Cored Arc Welding* – FCAW) é o processo que produz a coalescência dos metais pelo aquecimento destes com um arco elétrico estabelecido entre um eletrodo tubular, contínuo, consumível e a peça de trabalho (MARQUES *et al.*, 2005; RODRIGUES, 2005). A proteção do arco e do cordão é feita por um fluxo de soldagem contido dentro do eletrodo, que pode ser suplementada por um fluxo de gás fornecido por uma fonte externa.

O fluxo de soldagem, conforme indica a **Figura 4.8**, consiste em um pó localizado no interior do invólucro metálico, o qual contém minerais, ferros-liga e materiais que forneçam gases de proteção, desoxidantes e elementos formadores de escória. Os ingredientes do fluxo promovem a estabilidade do arco, influenciando nas propriedades mecânicas do metal de solda, bem como no perfil da solda.

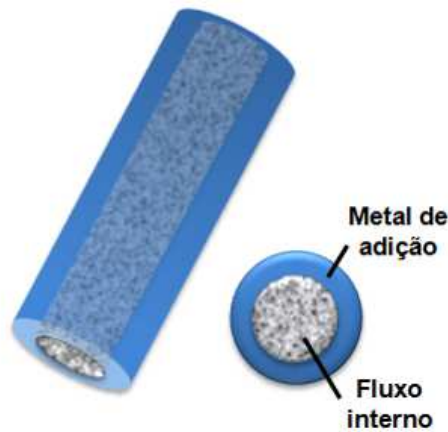


Figura 4.8 – Formato dos arames tubulares

Segundo Fortes (2004), as funções básicas dos componentes do fluxo são:

- **Desoxidante e formadores de nitretos:** como o nitrogênio e o oxigênio podem causar porosidade e fragilidade, são adicionados ao fluxo desoxidantes como o manganês e o silício. No caso de arames tubulares autoprotetidos, são adicionados formadores de nitretos como o alumínio. Ambos auxiliam na purificação do metal de solda.
- **Formadores de escória:** compostos formadores de escória como óxidos de cálcio, potássio, silício ou sódio são adicionados para proteger a poça de fusão da atmosfera. A escória ajuda a melhorar o perfil do cordão de solda e escórias de rápida solidificação ajudam a suportar a poça de fusão na soldagem fora de posição. A escória também reduz a taxa de resfriamento, ação especialmente importante quando se soldam aços de baixa liga.
- **Estabilizadores do arco:** elementos como o potássio e o sódio auxiliam na obtenção de um arco suave e reduzem a quantidade de respingos.
- **Elementos de liga:** elementos de liga como o molibdênio, cromo, carbono, manganês, níquel e vanádio são empregados para aumentar a resistência, a ductilidade, a dureza e a tenacidade.
- **Geradores de gases:** minerais como a fluorita e o calcário são normalmente usados para formar uma atmosfera protetora nos arames tubulares autoprotetidos.

Existem duas variações básicas do processo de soldagem com arame tubular: uma em que toda a proteção necessária é gerada pelo próprio fluxo contido no eletrodo, chamado de arame autoprotegido (**Figura 4.9**), e outra em que a proteção é complementada por uma nuvem de gás, geralmente o CO₂ (**Figura 4.10**).

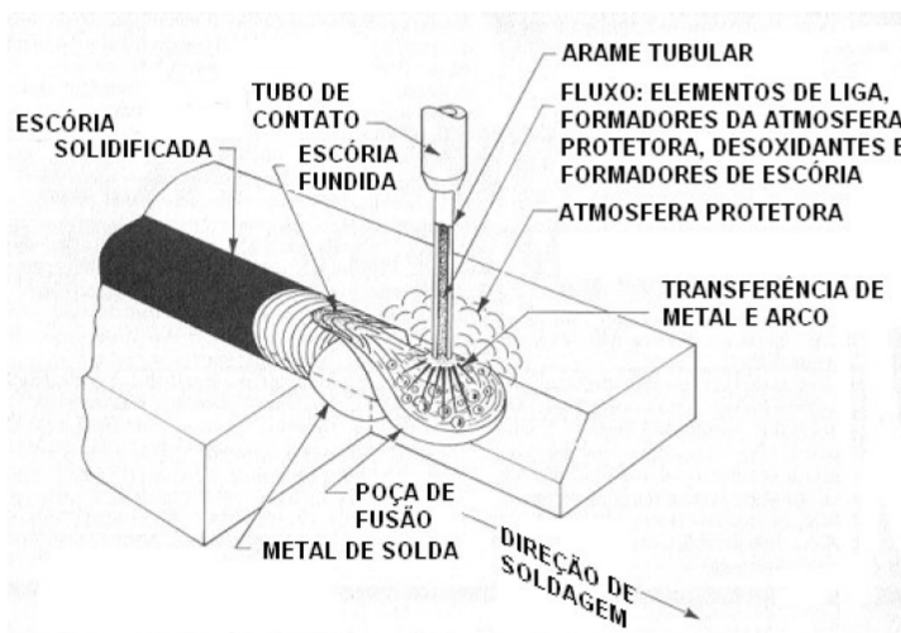


Figura 4.9 – Soldagem com arame tubular autoprotegido (FORTES, 2004)

A soldagem com arame tubular, de acordo com Marques *et al.* (2005), é normalmente um processo semi-automático e semelhante ao processo MIG/MAG no que diz respeito aos equipamentos e princípios de funcionamento. Por outro lado, o processo também tem suas semelhanças com a soldagem com eletrodos revestidos sob o ponto de vista metalúrgico. Assim, a soldagem com arame tubular é um processo que acumula as principais vantagens da soldagem MIG/MAG com as vantagens da soldagem com eletrodos revestidos. Na verdade, em termos de flexibilidade e produtividade, pode apresentar características às vezes superiores às desses processos. Para Fortes (2004), a diferença mais importante da soldagem com arame tubular em relação à soldagem MIG/MAG é o seu desempenho para obter maior produtividade e melhor integridade do metal de solda.

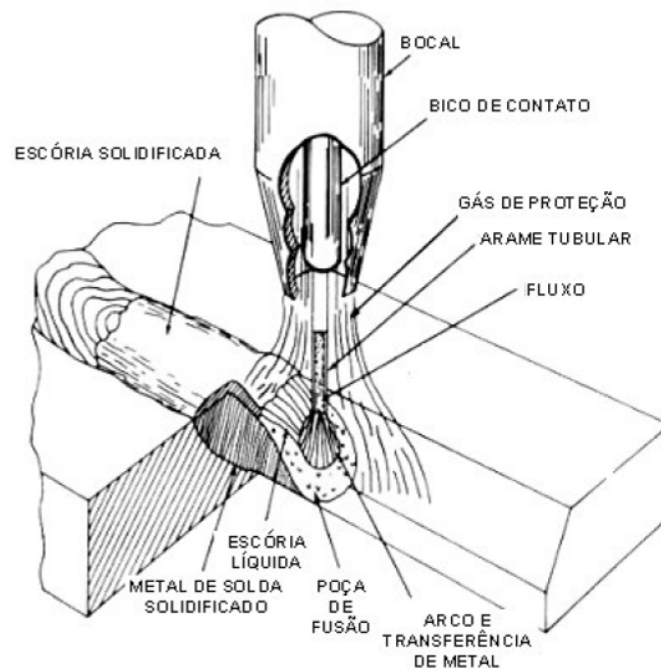


Figura 4.10 – Soldagem com arame tubular com gás de proteção (FORTES, 2004)

As principais vantagens do processo FCAW, segundo Jeffus (2004), estão relacionadas aos seguintes elementos:

- Altas taxas de deposição;
- Mínimo desperdício de eletrodo;
- Permite a soldagem em todas as posições;
- Flexibilidade;
- Alta qualidade da solda;
- Excelente controle da poça de fusão.

Quanto às limitações, consideram-se os fatores a seguir:

- Processo limitado à soldagem de metais ferrosos e ligas de níquel;
- Maior custo dos equipamentos e eletrodos;
- Exige operações de remoção da escória;
- Maior geração de fumos.

4.3.1. Variáveis do processo

De acordo com Rodrigues (2005) e Wainer *et al.* (1992), as principais variáveis que determinam o comportamento da soldagem com arame tubular, assim como do processo MIG/MAG, são representadas pelos parâmetros descritos abaixo:

- **Velocidade de alimentação do arame:** controla o fluxo de corrente do processo, de forma que quanto maior for a alimentação do arame, maior será a corrente fornecida pela fonte de energia para fundir o metal adicionado à poça de fusão. Com isso, tem-se uma relação direta entre a velocidade de alimentação do arame e a corrente de soldagem, o que faz com que variações inesperadas ou o controle inadequado deste parâmetro gere possíveis instabilidades no processo.
- **Tensão do arco:** é a tensão entre a extremidade do arame e a peça. Influencia tanto no modo de transferência metálica quanto na geometria do cordão de solda. O valor da tensão determina o comprimento do arco que controla o perfil do cordão, afetando características como, por exemplo, a profundidade de penetração e a quantidade de respingos.
- **Velocidade de soldagem:** é a relação entre o caminho percorrido pelo arco ao longo da peça e o tempo gasto para percorrê-lo. Possui efeito sobre a energia de soldagem que, por sua vez, estabelece a quantidade de calor cedida ao material soldado.
- **Distância bico de contato peça:** define a distância entre o último ponto de contato elétrico e a peça de trabalho. É nessa região que ocorre o efeito Joule. Portanto, esta variável afeta a corrente de soldagem necessária para fundir o arame a uma dada velocidade de alimentação, influenciando diretamente na estabilidade do arco. Seu controle se mostra importante já que grandes extensões do arame resultam num excesso de metal sendo depositado com baixo calor. Por outro lado, uma distância insuficiente pode ocasionar a fusão do bico de contato.
- **Ângulo da tocha em relação à peça:** pode-se dizer que este ângulo, medido entre o eixo do arame e a direção da junta, define a técnica de soldagem em função do sentido de deslocamento da tocha. Sendo assim, na técnica “puxando”, a tocha é posicionada de tal modo que o arame seja alimentado no sentido oposto ao deslocamento do arco. O arame é adicionado ao metal de solda já depositado, gerando uma maior penetração, menos respingos, um cordão mais estreito e mais convexo e maior estabilidade do arco. Para a

técnica “empurrando”, a tocha é posicionada de forma que o arame seja adicionado no mesmo sentido do deslocamento do arco. O arame é depositado diretamente na peça, produzindo uma menor penetração, mais respingos e um cordão mais plano e mais largo. Quando se utiliza o ângulo neutro (perpendicular à peça), obtêm-se características intermediárias a estas duas técnicas.

- **Gás de proteção:** tem a função de manter o nitrogênio, o oxigênio e o hidrogênio do ar atmosférico fora da região da poça de fusão, já que estes elementos podem acarretar a formação de óxidos e nitretos, o que resulta em soldas deficientes. Também influenciam nas características do arco, na transferência metálica, no formato e nas propriedades do cordão e no custo do processo, além da prevenção no aparecimento de defeitos. Os tipos mais comuns incluem o argônio (Ar), o hélio (He) e o dióxido de carbono (CO₂), utilizados nas formas puras ou em misturas.

4.4. Considerações finais

O Capítulo 4 teve o objetivo de apresentar e contextualizar o processo de soldagem utilizado para a aplicação prática deste trabalho. Com os conceitos da soldagem de revestimento, discutiu-se suas vantagens e aplicações e a maneira pela qual ela se diferencia das demais formas de soldagem, sendo esta última voltada para um adequado ajuste do processo no sentido de se obter o perfil geométrico desejado do cordão de solda. Para o caso dos revestimentos de aços carbono com aços inoxidáveis, definiu-se ainda o controle do percentual de diluição como um dos requisitos mais importantes para a deposição de superfícies com as propriedades de anti-corrosão, o que faz desta operação uma alternativa viável frente às necessidades industriais. Utilizando os resultados da pesquisa de Gomes (2010), foi possível caracterizar sua relevância tecnológica e científica, em função do número crescente de publicações sobre o tema observado nos últimos anos. Além disso, a análise dos trabalhos que utilizaram somente a soldagem com arame tubular ou a soldagem MIG/MAG para o revestimento de aços carbono com aços inoxidáveis permitiu verificar a maneira como os pesquisadores têm abordado o processo, levando em consideração sua natureza multi-objetivo e multivariada. Encerrando o capítulo, a discussão sobre os fundamentos da soldagem com arame tubular se mostrou importante para uma boa definição dessa operação e, consequentemente, para um manuseio adequado de seus equipamentos e parâmetros.

5. PLANEJAMENTO EXPERIMENTAL

Tendo-se estabelecido nos Capítulos 2, 3 e 4 os fundamentos teóricos e todos os conceitos necessários para a realização deste trabalho, o Capítulo 5 tem a função de descrever a estratégia utilizada para conduzir a aplicação prática. Dessa forma, o capítulo se resume à apresentação do objeto de estudo considerado e ao detalhamento do método experimental, o qual foi estruturado em quatro fases. Vale destacar que o método experimental começa a ser desenvolvido ainda neste capítulo, apresentando-se a primeira fase, que se refere ao planejamento dos experimentos, ao procedimento experimental e à coleta dos dados.

5.1. Objeto de estudo

Para a aplicação do Método dos Polinômios Canônicos de Misturas proposto no Capítulo 3, considerou-se como objeto de estudo a otimização do processo de soldagem com arame tubular empregado nas operações de revestimento de chapas de aço carbono ABNT 1020 utilizando o aço inoxidável austenítico ABNT 316L. A soldagem foi configurada por quatro variáveis de entrada e oito características dos revestimentos foram analisadas e otimizadas, definindo assim um problema multi-objetivo e multivariado, tal como representado na **Figura 5.1**.

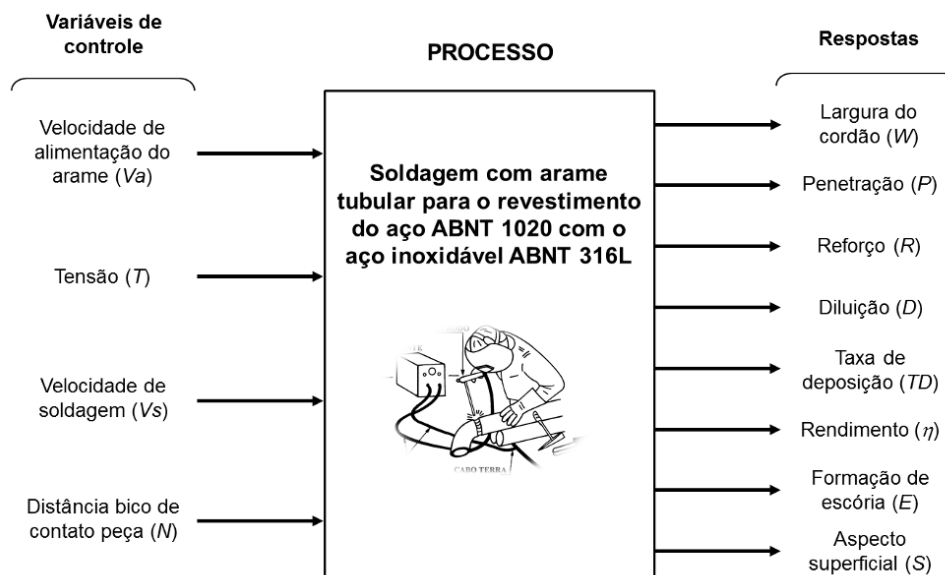


Figura 5.1 – Esquemática do objeto de estudo

5.2. Método experimental

Para a realização da parte prática desta pesquisa, o presente trabalho utilizou-se da experimentação, uma vez que a otimização do objeto de estudo se baseou em funções objetivo determinadas a partir de dados coletados por experimentos. Sendo assim, de acordo com o que foi introduzido no Capítulo 1, a estratégia adotada se desenvolveu em quatro fases, através de um método experimental que combinou a Metodologia de Superfície de Resposta com o Método dos Polinômios Canônicos de Misturas. Isto se fez necessário para a modelagem das funções objetivo das respostas otimizadas, que eram inicialmente desconhecidas. Com isso, o método experimental foi estruturado da seguinte maneira:

- **1ª Fase – Metodologia de Superfície de Resposta:** responsável pelas etapas de planejamento dos experimentos, procedimento experimental e coleta dos dados.
- **2ª Fase – Metodologia de Superfície de Resposta:** ainda dentro do contexto da MSR, realizou-se nesta fase a modelagem das funções objetivo e a análise das respostas, esta última sobre os efeitos principais e interações entre os parâmetros de soldagem.
- **3ª Fase – MPCM-I: Identificação de pesos ótimos para múltiplas respostas independentes:** utilização do Método do Critério Global e aplicação do procedimento definido na *Figura 3.1* para determinar os pesos ótimos em situações em que não se considera o efeito da correlação entre as respostas. Nesta fase, foram otimizadas somente as características geométricas do cordão de revestimento.
- **4ª Fase – MPCM-II: Identificação de pesos ótimos para múltiplas respostas correlacionadas:** utilização do Erro Quadrático Médio Multivariado Ponderado e aplicação do procedimento definido na *Figura 3.2* para determinar os pesos ótimos quando as múltiplas respostas apresentam uma estrutura de correlação significativa. Neste cenário, todas as respostas que caracterizaram o objeto de estudo foram inseridas no problema de otimização.

A *Figura 5.2* descreve o fluxo de operações construído para o método experimental.

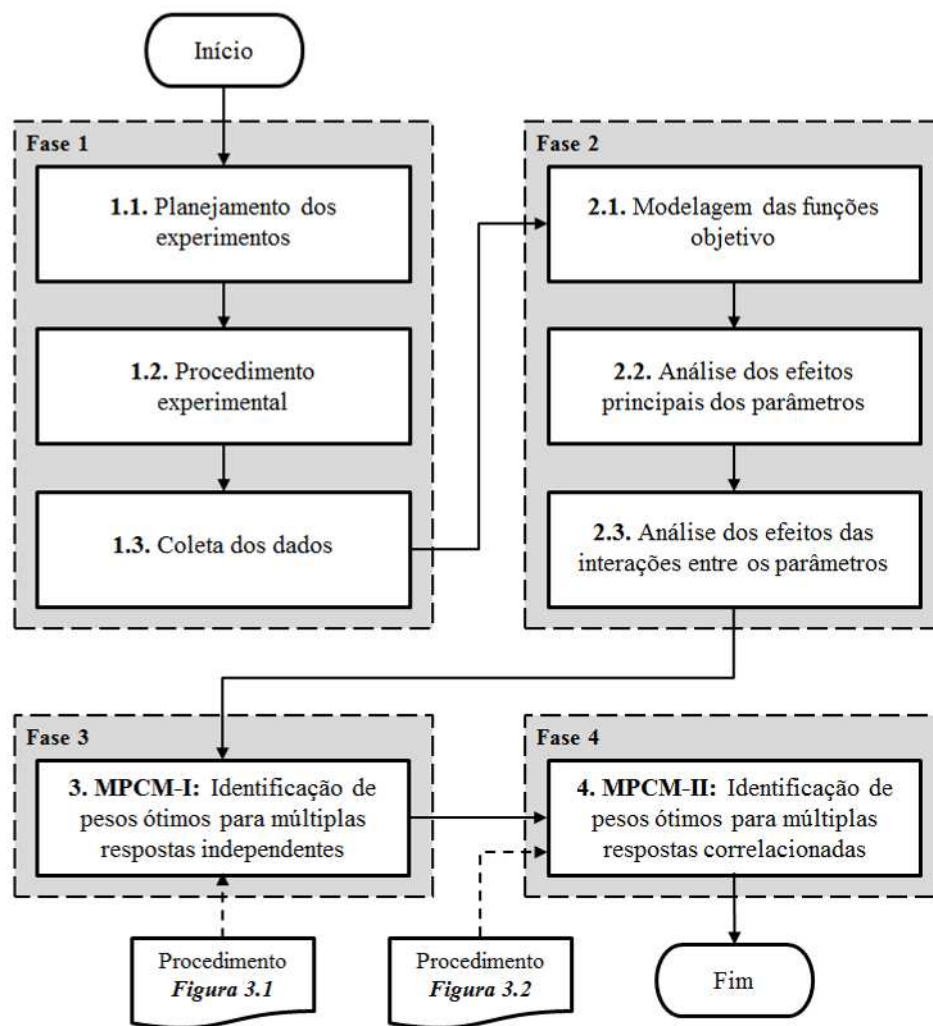


Figura 5.2 – Método experimental

5.2.1. Planejamento dos experimentos

Conforme ilustrado na **Figura 5.1**, os parâmetros de soldagem selecionados como variáveis de entrada foram a velocidade de alimentação do arame, tensão, velocidade de soldagem e distância bico de contato peça. O sequenciamento dos experimentos foi planejado seguindo de um arranjo composto central (CCD), criado para quatro parâmetros em dois níveis ($2^k = 2^4 = 16$), oito pontos axiais ($2k = 8$) e sete pontos centrais ($cp = 7$), o que resultou em 31 experimentos. Para a especificação dos níveis dos parâmetros, levou-se em consideração a análise das pesquisas anteriores relacionadas a este processo (**Tabela 4.2**) e a realização de testes preliminares. Assim, após a análise da literatura, os limites de cada variável foram pré-fixados e testes preliminares foram realizados para verificar o comportamento do processo nas condições extremas. Ao final dos testes, os níveis dos

parâmetros foram fixados, como mostra a **Tabela 5.1**. Para o arranjo CCD, adotou-se uma distância codificada α de 2,0.

Tabela 5.1 – Parâmetros de soldagem e níveis de trabalho

Parâmetros	Unidade	Notação	Níveis de trabalho				
			-2	-1	0	+1	+2
Velocidade de alimentação do arame	m/min	V_a	5,5	7,0	8,5	10,0	11,5
Tensão	V	T	24,5	27,0	29,5	32,0	34,5
Velocidade de soldagem	cm/min	V_s	20	30	40	50	60
Distância bico de contato peça	mm	N	10	15	20	25	30

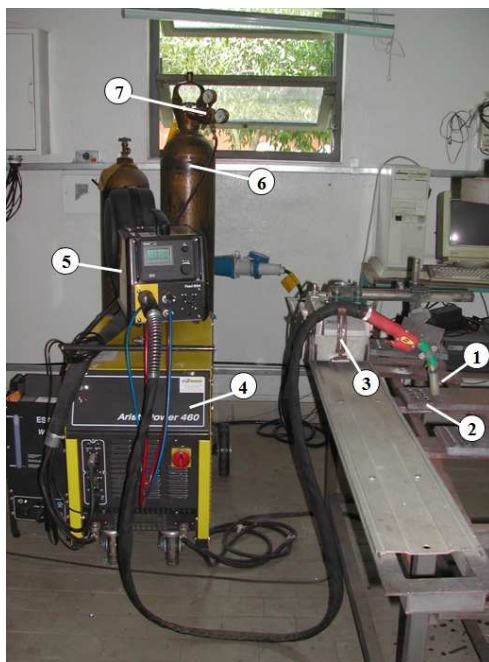
As respostas analisadas incluíram a largura do cordão (W), penetração (P), reforço (R) e diluição (D), que representam as características geométricas do cordão de revestimento. A taxa de deposição (TD) e o rendimento do processo (η) são respostas relacionadas à produtividade. Para a qualidade superficial, considerou-se a formação de escória (E) e o aspecto superficial (S).

5.2.2. Procedimento experimental

A execução dos experimentos foi realizada utilizando como equipamentos uma fonte ESAB AristoPower 460, um módulo AristoFeed 30-4W MA6 para a alimentação do arame e um banco de testes com dispositivo para controle da velocidade de soldagem e ajuste da tocha em relação ao metal base (**Figura 5.3**). O metal base foi o aço carbono ABNT 1020, cortado em chapas de dimensões 120 x 60 x 6,35 mm. Para o metal de adição, foi empregado um arame tubular de aço inoxidável do tipo AWS E316LT1-1/4, com 1,2 mm de diâmetro. A **Tabela 5.2** apresenta a composição química destes materiais.

Tabela 5.2 – Composição química (%) do metal base e metal de adição

Material	C	Mn	P	S	Si	Ni	Cr	Mo
Aço carbono ABNT 1020	0,18/0,23	0,30/0,60	0,04	0,05	-	-	-	-
Aço inoxidável E316LT1-1/4	0,03	1,58	-	-	1,00	12,4	18,5	2,46



1. Tocha
2. Corpo de prova
3. Dispositivo para condução da tocha
4. Fonte ESAB AristoPower 460
5. Alimentador AristoFeed 30-4W MA6
6. Cilindro de gás de proteção
7. Medidor de vazão do gás de proteção

Figura 5.3 – Equipamentos utilizados

Como técnica de soldagem, os cordões de aço inoxidável foram simplesmente depositados sobre as chapas de aço carbono (*bead on plate*), levando em consideração o ajuste dos parâmetros definidos pelo arranjo experimental. O gás de proteção utilizado foi a mistura 75% Ar + 25% CO₂ a uma vazão de 16 l/min. O ângulo da tocha foi fixado em 15° na posição “empurrando”.

5.2.3. Coleta dos dados

O registro das respostas foi conduzido na seguinte sequência: (1) avaliação das características de qualidade, (2) cálculo das respostas de produtividade e (3) medição da geometria do cordão.

As características de qualidade foram avaliadas através de notas atribuídas pelos pesquisadores envolvidos nos experimentos. Assim, para a formação de escória, a atribuição das notas variou de 1 a 5, baseando-se nos seguintes critérios:

- **Nota 5:** boa formação de escória, com total recobrimento sobre o cordão de solda;
- **Nota 4:** formação de escória apresentando pequenas falhas de recobrimento;
- **Nota 3:** formação de escória com algumas áreas não recobertas;
- **Nota 2:** formação de escória com grandes falhas de recobrimento;

- **Nota 1:** formação de escória ruim, com aspecto irregular e cheio de defeitos.

O aspecto superficial dos cordões foi avaliado após a remoção da escória. Para esta análise, os critérios adotados tiveram uma amplitude de 1 a 10, sendo:

- **Nota 10:** cordão isento de defeitos e com aspecto superficial liso;
- **Nota 9:** cordão isento de defeitos e com aspecto superficial parcialmente liso e parcialmente rugoso;
- **Nota 8:** cordão isento de defeitos e com aspecto superficial rugoso;
- **Nota 7:** cordão com pouca ocorrência de defeitos (1 a 3) e aspecto superficial liso;
- **Nota 6:** cordão com pouca ocorrência de defeitos (1 a 3) e aspecto superficial rugoso;
- **Nota 5:** cordão com média ocorrência de defeitos (4 a 6) e aspecto superficial liso;
- **Nota 4:** cordão com média ocorrência de defeitos (4 a 6) e aspecto superficial rugoso;
- **Nota 2 – 3:** cordão com grande ocorrência de defeitos (acima de 6);
- **Nota 1:** cordão totalmente defeituoso.

As **Figuras 5.4 e 5.5** apresentam alguns exemplos da qualidade superficial dos cordões de revestimento.

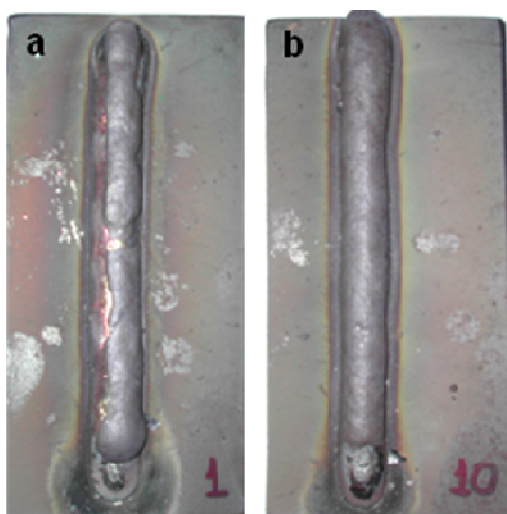


Figura 5.4 – Avaliação da formação de escória: (a) Nota 3; (b) Nota 5

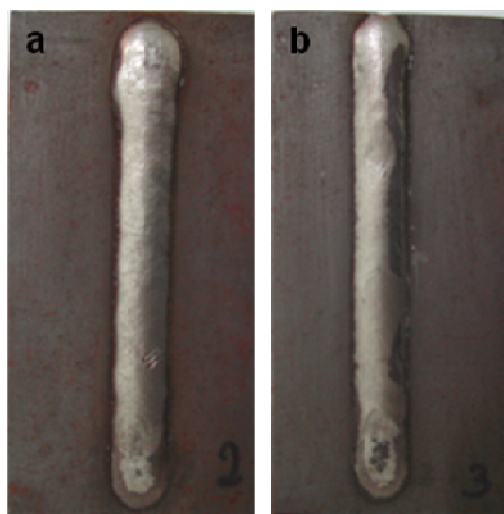


Figura 5.5 – Avaliação do aspecto superficial: (a) Nota 6; (b) Nota 10

Para o cálculo das respostas de produtividade, as chapas de aço carbono foram pesadas antes e após a deposição dos cordões e o tempo de soldagem foi cronometrado. Com isso, a taxa de fusão, a taxa de deposição e o rendimento do processo foram obtidos através das seguintes expressões:

$$TF = \frac{l_a \cdot d_a \cdot 3,6}{t_s} \quad (5.1)$$

onde: TF – Taxa de fusão (kg/h)

$$l_a - \text{Comprimento do arame consumido, calculado por: } l_a = \frac{Va \cdot t_s}{60} \text{ (m)} \quad (5.2)$$

Va – Velocidade de alimentação do arame (m/min)

t_s – Tempo de soldagem (s)

d_a – Densidade linear do arame: 7,21 g/m

$$TD = \frac{(m_f - m_i) \cdot 3,6}{t_s} \quad (5.3)$$

onde: TD – Taxa de deposição (kg/h)

m_i – Massa da chapa antes da soldagem (g)

m_f – Massa da chapa depois da soldagem (g)

t_s – Tempo de soldagem (s)

$$\eta = \frac{TD}{TF} \cdot 100 \quad (5.4)$$

onde: η – Rendimento do processo (%)

TD – Taxa de deposição (kg/h)

TF – Taxa de fusão (kg/h)

A medição da geometria foi realizada em quatro pontos distintos dos cordões, desprezando o início e o fim do processo, com a finalidade de se extrair a média das respostas (**Figura 5.6**). Os corpos de prova foram cortados e suas seções transversais foram devidamente preparadas, atacadas com nital 4% e fotografadas. Com a ajuda do software analisador de imagens *Analysis Doc®*, as dimensões do cordão foram mensuradas, obtendo-se a largura, penetração, reforço, área de penetração e área total da solda. O percentual de diluição foi então calculado dividindo-se a área de penetração pela área total. A **Figura 5.7** ilustra a seção transversal dos cordões de revestimento após os procedimentos de corte, preparação e ataque.

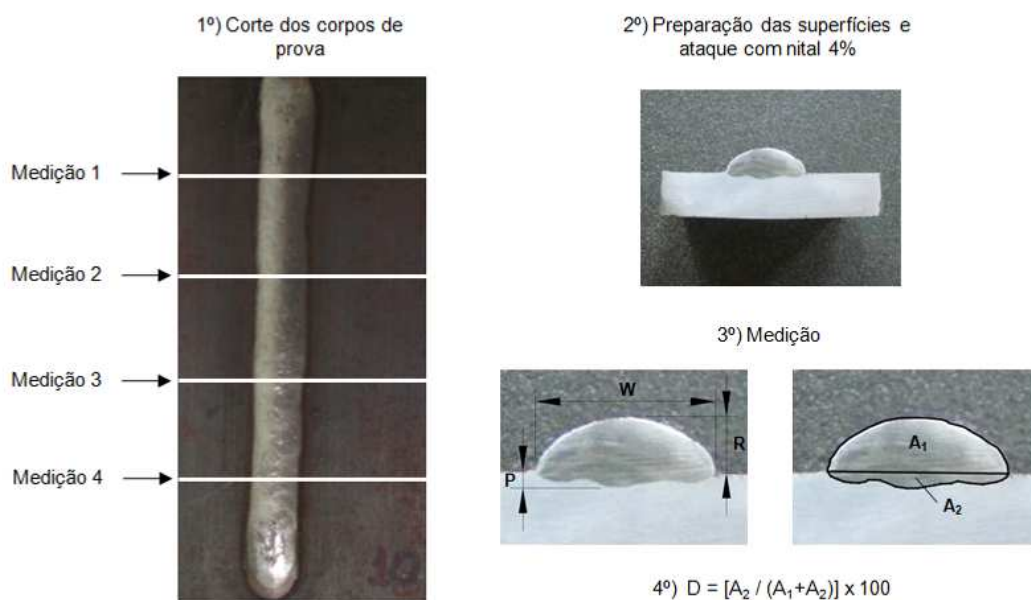


Figura 5.6 – Procedimento para medição da geometria do cordão

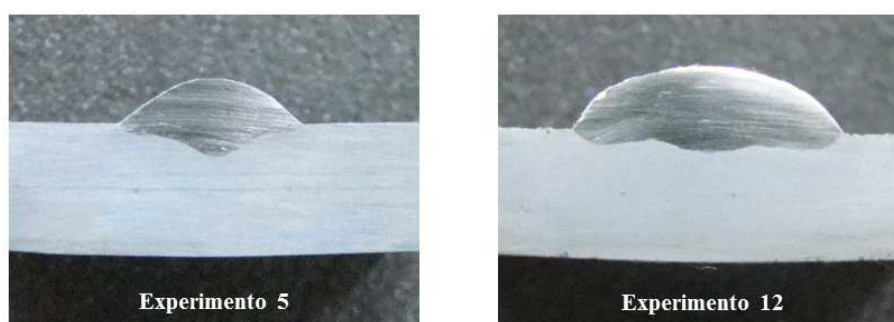


Figura 5.7 – Geometrias dos cordões após a preparação dos corpos de prova

Tabela 5.3 – Matriz experimental

Teste	Parâmetros codificados				Geometria				Produtividade		Qualidade	
	<i>Va</i>	<i>T</i>	<i>Vs</i>	<i>N</i>	<i>W</i>	<i>P</i>	<i>R</i>	<i>D</i>	<i>TD</i>	η	<i>E</i>	<i>S</i>
					(mm)	(mm)	(mm)	(%)	(kg/h)	(%)	(nota)	(nota)
1	-1	-1	-1	-1	11,19	1,37	2,63	26,44	2,718	89,74	3	7
2	1	-1	-1	-1	12,99	1,66	3,12	25,82	3,881	89,71	5	6
3	-1	1	-1	-1	12,70	1,69	2,50	31,49	2,699	89,14	3	10
4	1	1	-1	-1	15,05	1,98	2,78	31,25	3,871	89,47	3	*
5	-1	-1	1	-1	9,21	1,65	2,17	36,22	2,773	91,58	3	10
6	1	-1	1	-1	9,96	1,94	2,67	33,69	3,924	90,70	4	9
7	-1	1	1	-1	9,75	1,54	2,06	37,12	2,647	87,43	3	10
8	1	1	1	-1	11,51	2,18	2,42	41,08	3,822	88,36	3	8
9	-1	-1	-1	1	10,32	1,25	2,87	22,46	2,740	90,49	4	9
10	1	-1	-1	1	11,43	1,00	*	18,32	3,870	89,47	5	8
11	-1	1	-1	1	11,27	1,32	2,85	23,71	2,743	90,60	3	7
12	1	1	-1	1	13,34	1,10	3,18	21,96	3,885	89,81	4	4
13	-1	-1	1	1	7,99	1,11	2,55	24,96	2,847	94,03	3	9
14	1	-1	1	1	8,62	1,23	2,80	23,31	3,901	90,17	4	9
15	-1	1	1	1	8,48	1,37	2,36	28,77	2,832	93,52	3	10
16	1	1	1	1	10,84	1,64	2,60	30,19	3,969	91,74	3	7
17	-2	0	0	0	9,07	1,38	2,21	31,56	2,204	92,62	3	9
18	2	0	0	0	12,21	2,14	3,06	30,95	4,454	89,52	4	6
19	0	-2	0	0	9,42	1,20	3,03	22,84	3,324	90,41	4	9
20	0	2	0	0	11,69	1,86	2,46	35,58	3,311	90,04	3	8
21	0	0	-2	0	14,93	0,95	*	18,58	3,319	90,27	4	8
22	0	0	2	0	8,48	1,43	2,25	35,78	3,423	93,08	3	9
23	0	0	0	-2	11,73	2,18	2,61	40,44	3,242	88,15	3	8
24	0	0	0	2	9,22	1,28	2,89	24,16	3,385	92,05	3	8
25	0	0	0	0	10,82	1,71	2,60	31,05	3,421	93,04	3	8
26	0	0	0	0	10,93	1,72	2,59	31,67	3,380	91,91	3	8
27	0	0	0	0	10,74	1,62	2,65	30,88	3,402	92,51	3	7
28	0	0	0	0	10,61	1,80	2,50	32,83	3,382	91,98	3	8
29	0	0	0	0	10,64	1,49	2,62	29,99	3,388	92,15	3	7
30	0	0	0	0	10,59	1,49	2,61	31,09	3,398	92,40	3	7
31	0	0	0	0	10,57	1,50	2,56	31,02	3,404	92,58	3	8

Com a medição de todas as respostas, estas foram reunidas para compor a matriz experimental (**Tabela 5.3**), utilizada como fonte de dados para a modelagem e otimização do processo. Dois dados referentes ao reforço do cordão (testes 10 e 21) e outro referente ao aspecto superficial (teste 2) foram removidos do estudo, já que estes se caracterizaram como *outliers* e a presença dos mesmos poderia influenciar de maneira negativa a modelagem matemática das respostas.

5.3. Considerações finais

Para uma devida otimização do processo de soldagem de revestimento apresentado no Capítulo 4 utilizando o Método dos Polinômios Canônicos de Misturas proposto no Capítulo 3, a especificação do planejamento experimental utilizado é visto como algo fundamental para que o problema de pesquisa seja estruturado de maneira organizada. Sendo assim, com a descrição do objeto de estudo, caracterizou-se um processo industrial com múltiplas variáveis de entrada (multivariado) e múltiplas respostas (multi-objetivo), definindo a aplicação prática em um contexto condizente ao deste trabalho. Em relação ao método experimental, a divisão do mesmo nas quatro fases foi importante para a obtenção de dados experimentais confiáveis e para a organização do processo de análise das informações coletadas. Com isso, após a exposição das etapas referentes a cada uma das fases, foram apresentados os procedimentos empregados para o planejamento e execução dos experimentos de soldagem e também para o registro das respostas, que, juntos, compuseram a primeira fase do método experimental, caracterizada pela MSR. As demais fases são o tema de discussão do próximo capítulo.

6. OTIMIZAÇÃO MULTI-OBJETIVO DA SOLDAGEM DE REVESTIMENTO

Partindo-se dos resultados dos experimentos de soldagem, organizados de acordo com a matriz da **Tabela 5.3**, este capítulo desenvolve as fases 2, 3 e 4 do método experimental, com o propósito de demonstrar a aplicabilidade do Método dos Polinômios Canônicos de Misturas proposto neste trabalho. Nesse sentido, na segunda fase da Metodologia de Superfície de Resposta, determinam-se as funções objetivo para cada uma das respostas consideradas pelo objeto de estudo, seguido por uma análise dos efeitos dos parâmetros do processo sobre estas respostas. A análise mais detalhada da operação de revestimento é relevante para uma visualização dos conflitos de interesse existente entre as variáveis do processo, justificando, assim, o emprego de técnicas multi-objetivo para a sua otimização. Após o estudo do processo, na fase 3 do método experimental, aplica-se o procedimento de identificação de pesos ótimos para a otimização de múltiplas respostas independentes (MPCM-I), utilizando o Método do Critério Global como técnica de programação matemática e otimizando somente o perfil geométrico do cordão de revestimento. Enfim, na fase 4, desenvolve-se uma abordagem mais completa do objeto de estudo, otimizando as oito respostas de maneira simultânea pela aplicação do método proposto para o caso de múltiplas características correlacionadas (MPCM-II). Neste último cenário, utiliza-se o Erro Quadrático Médio Multivariado Ponderado para a formulação do problema. As discussões inerentes aos resultados obtidos são desenvolvidas ao longo do capítulo, juntamente com a apresentação dos mesmos.

6.1. Modelagem das funções objetivo

As funções objetivo para as características dos revestimentos foram determinadas levando-se em consideração o modelo de superfície de resposta de segunda ordem definido pela Eq. (2.20). Assim, escrevendo esta expressão como função dos quatro parâmetros de soldagem relacionados neste estudo, chega-se ao seguinte polinômio:

$$y = \beta_0 + \beta_1 Va + \beta_2 T + \beta_3 Vs + \beta_4 N + \beta_{11} Va^2 + \beta_{22} T^2 + \beta_{33} Vs^2 + \beta_{44} N^2 + \beta_{12} VaT + \beta_{13} VaVs + \beta_{14} VaN + \beta_{23} TVs + \beta_{24} TN + \beta_{34} VsN \quad (6.1)$$

Na Eq. (6.1), V_a , T , V_s e N são expressos em sua forma codificada. A estimação dos coeficientes β_i , β_{ii} e β_{ij} foi realizada através do software estatístico *Minitab*® (versão 16), que utiliza, para esta finalidade, o método dos Mínimos Quadrados Ordinários (OLS). Após estes cálculos, obtiveram-se os coeficientes indicados na **Tabela 6.1**, que representam os modelos quadráticos completos desenvolvidos para as respostas.

Tabela 6.1 – Coeficientes estimados para os modelos quadráticos completos

Coeficiente	Respostas							
	<i>W</i>	<i>P</i>	<i>R</i>	<i>D</i>	<i>TD</i>	η	<i>E</i>	<i>S</i>
β_0	10,700	1,619	2,590	31,219	3,396	92,367	3,000	7,571
β_1	0,797	0,122	0,192	-0,282	0,568	-0,554	0,333	-0,879
β_2	0,656	0,122	-0,105	2,493	-0,009	-0,273	-0,333	-0,296
β_3	-1,451	0,093	-0,223	3,679	0,021	0,613	-0,250	0,713
β_4	-0,629	-0,241	0,116	-4,250	0,031	0,896	0,083	-0,121
β_{11}	-0,003	0,027	0,007	-0,230	-0,019	-0,390	0,146	-0,029
β_{22}	-0,024	-0,030	0,035	-0,742	-0,022	-0,601	0,146	0,221
β_{33}	0,264	-0,116	0,020	-1,249	-0,008	-0,239	0,146	0,221
β_{44}	-0,044	0,019	0,037	0,031	-0,023	-0,633	0,021	0,096
β_{12}	0,266	0,034	-0,031	0,771	0,008	0,280	-0,250	-0,569
β_{13}	-0,114	0,076	-0,015	0,497	-0,006	-0,255	-0,125	0,194
β_{14}	-0,031	-0,100	-0,022	-0,418	-0,012	-0,487	0,000	0,069
β_{23}	-0,102	0,000	-0,005	0,226	-0,010	-0,315	0,125	0,069
β_{24}	-0,006	0,005	0,015	-0,199	0,020	0,552	0,000	-0,556
β_{34}	0,067	0,005	-0,014	-0,771	0,020	0,568	-0,125	-0,069

Coeficientes em **negrito** indicam os termos significativos

A adequação dos modelos foi verificada através da Análise de Variância (ANOVA), feita também pelo software *Minitab*®. A **Tabela 6.2** apresenta os resultados desta análise e mostra que todos os modelos foram adequados, pois apresentaram *p-values* inferiores a 5% de significância. Os resultados da ANOVA também indicaram que, com exceção do aspecto superficial, os modelos para todas as respostas apresentaram bons ajustes, já que os valores de $R^2(adj.)$ foram superiores a 80%. Para o aspecto superficial, o ajuste obtido foi de 61,82%, considerado um valor não muito bom, porém aceitável. Além disso, a **Tabela 6.2** mostra que os modelos para a largura do cordão e a diluição apresentaram falta de ajuste (*Lack-of-fit* < 0,05). No entanto, estes dados puderam ser corrigidos através do procedimento de redução

dos modelos. Para a formação de escória, a falta de ajuste não pôde ser calculada em função dos valores dos pontos centrais não apresentarem variabilidade.

Tabela 6.2 – Análise de Variância

Resposta	Graus de liberdade		Adj. SS		Adj. MS		F	p	Lack-of-fit	R ² (adj.) (%)
	Regressão	Residual	Regressão	Residual	Regressão	Residual				
W	14	16	89,355	0,975	6,383	0,061	104,73	0,000	0,035	97,98
P	14	16	3,054	0,300	0,218	0,019	11,64	0,000	0,428	83,24
R	14	14	2,067	0,088	0,148	0,006	23,58	0,000	0,076	91,86
D	14	16	0,099	0,004	0,007	0,000	31,49	0,000	0,047	93,43
TD	14	16	7,817	0,008	0,558	0,000	1131,65	0,000	0,085	99,81
η	14	16	0,008	0,001	0,001	0,000	12,92	0,000	0,057	84,77
E	14	16	10,263	0,833	0,733	0,052	14,08	0,000	-	85,92
S	14	15	42,507	10,460	3,036	0,697	4,35	0,004	0,075	61,82

Valores tabulados de F: $F_{95\%}(14, 16) = 2,37$; $F_{95\%}(14, 15) = 2,42$; $F_{95\%}(14, 14) = 2,48$

Após a verificação da adequação dos modelos, estes foram reduzidos através da remoção dos termos não significativos. O critério adotado para esta remoção foi o aumento do valor de $R^2(adj.)$ e a redução da variância S dos modelos. Assim, os modelos finais, estabelecidos por uma nova execução do método OLS após a remoção dos termos não significativos, apresentaram os formatos descritos pelas Eqs. (6.2) – (6.9). A **Tabela 6.3** indica os novos ajustes obtidos.

$$W = 10,640 + 0,797Va + 0,656T - 1,451Vs - 0,629N + 0,270Vs^2 + 0,266VaT - 0,114VaVs - 0,102TVs + 0,067VsN \quad (6.2)$$

$$P = 1,639 + 0,122Va + 0,122T + 0,093Vs - 0,241N + 0,025Va^2 - 0,032T^2 - 0,118Vs^2 + 0,034VaT + 0,076VaVs - 0,100VaN \quad (6.3)$$

$$R = 2,597 + 0,191Va - 0,104T - 0,223Vs + 0,115N + 0,034T^2 + 0,019Vs^2 + 0,036N^2 - 0,030VaT - 0,023VaN \quad (6.4)$$

$$D = 31,034 - 0,282Va + 2,493T + 3,679Vs - 4,251N - 0,723T^2 - 1,229Vs^2 + 0,769VaT + 0,497VaVs - 0,418VaN - 0,771VsN \quad (6.5)$$

$$\begin{aligned}
TD = & 3,396 + 0,568Va - 0,009T + 0,021Vs + 0,031N - 0,019Va^2 - 0,022T^2 \\
& - 0,008Vs^2 - 0,023N^2 + 0,008VaT - 0,006VaVs - 0,012VaN \\
& - 0,010TVs + 0,020TN + 0,019VsN
\end{aligned} \quad (6.6)$$

$$\begin{aligned}
\eta = & 92,367 - 0,554Va - 0,274T + 0,613Vs + 0,895N - 0,390Va^2 - 0,602T^2 \\
& - 0,238Vs^2 - 0,633N^2 + 0,282VaT - 0,255VaVs - 0,488VaN \\
& - 0,315TVs + 0,553TN + 0,569VsN
\end{aligned} \quad (6.7)$$

$$\begin{aligned}
E = & 3,021 + 0,333Va - 0,333T - 0,250Vs + 0,083N + 0,144Va^2 + 0,144T^2 \\
& + 0,144Vs^2 - 0,250VaT - 0,125VaVs + 0,125TVs - 0,125VsN
\end{aligned} \quad (6.8)$$

$$\begin{aligned}
S = & 7,644 - 0,855Va - 0,272T + 0,689Vs - 0,145N + 0,219T^2 + 0,219Vs^2 \\
& - 0,533VaT - 0,592TN
\end{aligned} \quad (6.9)$$

Tabela 6.3 – Comparação entre os ajustes dos modelos completos e modelos finais

Resposta	$R^2(adj.)$ (%)		S	
	Modelo completo	Modelo reduzido	Modelo completo	Modelo reduzido
W	97,98	98,33	0,2469	0,2244
P	83,24	86,10	0,1369	0,1247
R	91,86	93,20	0,0791	0,0723
D	93,43	94,30	0,0150	0,0140
TD	99,81	99,81	0,0222	0,0222
η	84,77	84,77	0,0065	0,0065
E	85,92	87,97	0,2282	0,2110
S	61,82	70,34	0,8351	0,7361

Os resultados da **Tabela 6.3** caracterizaram os modelos finais como expressões de grande confiabilidade, já que todas as funções, com exceção do aspecto superficial, apresentaram ajustes superiores a 84%. No entanto, o procedimento de redução melhorou o ajuste do aspecto superficial de 61,82% para 70,34%, fazendo com que este modelo, com ajuste aceitável, passasse a apresentar um ajuste satisfatório.

Um outro resultado também relevante e não mostrado nas tabelas anteriores diz respeito aos *p-values* de curvatura dos modelos. Novamente com exceção para o aspecto superficial, todas as expressões apresentaram estes *p-values* inferiores a 5% de significância, o que

significa que a região experimental na qual as funções objetivo foram modeladas apresenta curvatura. Consequentemente, a escolha dos modelos de superfície de resposta de segunda ordem para a representação das respostas se mostrou como uma boa opção e, uma vez que não foi necessária a utilização do método do vetor gradiente para identificar a região de curvatura, a estratégia adotada para a fixação dos níveis dos parâmetros também se fez adequada. Com relação ao aspecto superficial, o fato desta resposta não apresentar curvatura ($p\text{-value} = 0.596$) não prejudica as pretensões deste estudo, já que a otimização global do processo de soldagem, conforme desenvolvido na seção 6.5, tratou as características de qualidade como restrições, o que faz com que as funções obtidas para estas respostas não necessitem da formação de pontos estacionários.

6.2. Análise dos efeitos principais dos parâmetros

Com o desenvolvimento das funções objetivo para as respostas de interesse, torna-se possível analisar a maneira como estas características se comportam devido às alterações nas variáveis de entrada. Para isso, provoca-se uma variação nos parâmetros que se deseja estudar, enquanto os demais são mantidos constantes, de forma que seus efeitos sobre as respostas passem então a ser conhecidos. Isto contribui para o esclarecimento de informações importantes e voltadas para um bom gerenciamento do processo. Sendo assim, as influências dos parâmetros da soldagem com arame tubular sobre a geometria, a produtividade e a qualidade superficial dos revestimentos de aço inoxidável ABNT 316L depositados sobre o aço carbono ABNT 1020 são discutidas nesta e na próxima seção.

6.2.1. Efeitos principais sobre a geometria do cordão de revestimento

As **Figuras 6.1 – 6.4** apresentam os efeitos principais dos parâmetros de soldagem sobre a geometria do cordão de revestimento, mostrando como a largura, a penetração, o reforço e a diluição foram influenciados por estas variáveis.

Quanto à largura do cordão (**Figura 6.1**), observou-se que o aumento da velocidade de alimentação e da tensão e a diminuição da velocidade de soldagem e da distância bico de contato peça implicaram em maiores larguras. Isto ocorre porque o aumento da velocidade de alimentação faz com que a corrente de soldagem e a quantidade de material depositado também aumentem, resultando em maiores dimensões para o cordão de solda. Da mesma forma, o aumento da tensão ficou positivamente relacionado com o aumento da largura, ou seja, quanto maior a tensão maior a largura e vice-versa. Para a velocidade de soldagem,

menores velocidades fazem com que maiores quantidades de material sejam depositados num dado comprimento a cada unidade de tempo, resultando em maiores dimensões. Para a distância bico de contato peça, o aumento da distância aumenta o comprimento e o efeito Joule do arco elétrico, gerando uma queda de calor na poça de fusão. Esta queda de calor faz diminuir as dimensões do cordão. Assim, menores distâncias produziram maiores larguras.

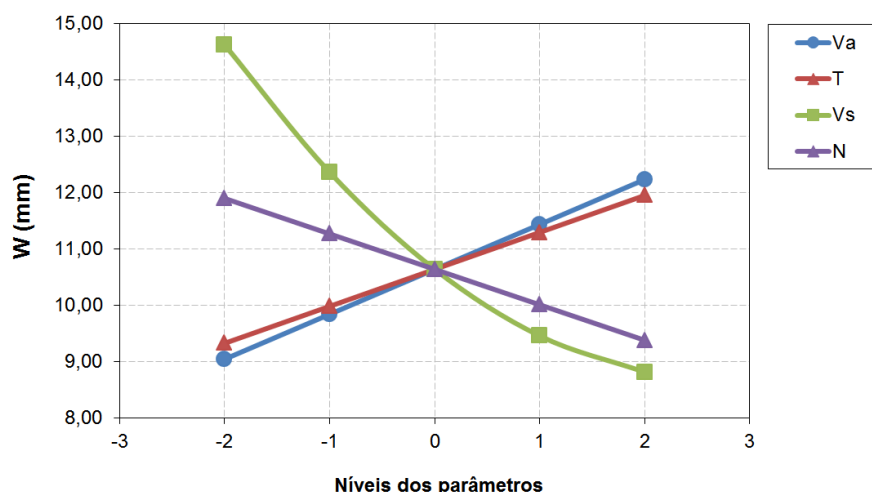


Figura 6.1 – Efeitos principais sobre a largura do cordão

Os resultados para a penetração (**Figura 6.2**) mostraram que a diminuição da velocidade de alimentação e da tensão resulta em menores penetrações, devido à queda da corrente e da energia de soldagem provocados pela redução destes dois parâmetros. Para a distância bico de contato peça, maiores distâncias causam o aumento do efeito Joule no arco elétrico e a consequente queda da penetração. A velocidade de soldagem apresentou um ponto de curvatura para esta resposta, alcançando uma penetração máxima para uma velocidade próxima aos 44 cm/min. Menores valores de penetração foram observados nos níveis extremos de velocidade de soldagem.

O aumento do reforço, como indicado na **Figura 6.3**, esteve relacionado a baixas tensões e velocidades de soldagem e a altas velocidades de alimentação e distância bico de contato peça. A relação entre reforço e tensão se caracterizou como uma relação inversa, ou seja, menores tensões resultaram em reforços maiores e maiores tensões geraram menores reforços. Para a velocidade de soldagem, menores velocidades causam maiores deposições de material por unidade de tempo, o que gera o aumento das dimensões do cordão. A obtenção de maiores reforços em maiores velocidades de alimentação também diz respeito ao aumento da corrente de soldagem e da quantidade de material depositado. Com relação à distância bico

de contato peça, o aumento deste parâmetro gera uma queda de calor na poça de fusão, fazendo com que o metal fundido não tenha energia suficiente para penetrar no metal base. Consequentemente, o metal de adição, sem energia para penetrar na peça, acaba se acumulando sobre o metal base, aumentando o reforço.

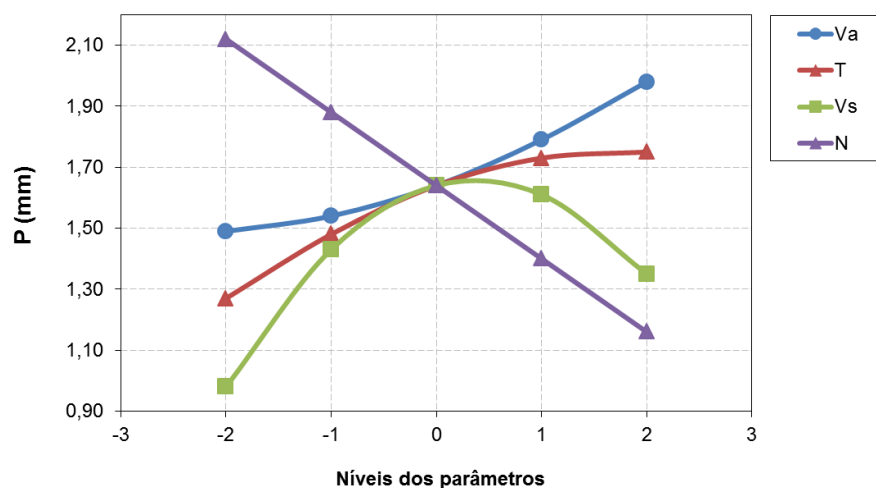


Figura 6.2 – Efeitos principais sobre a penetração

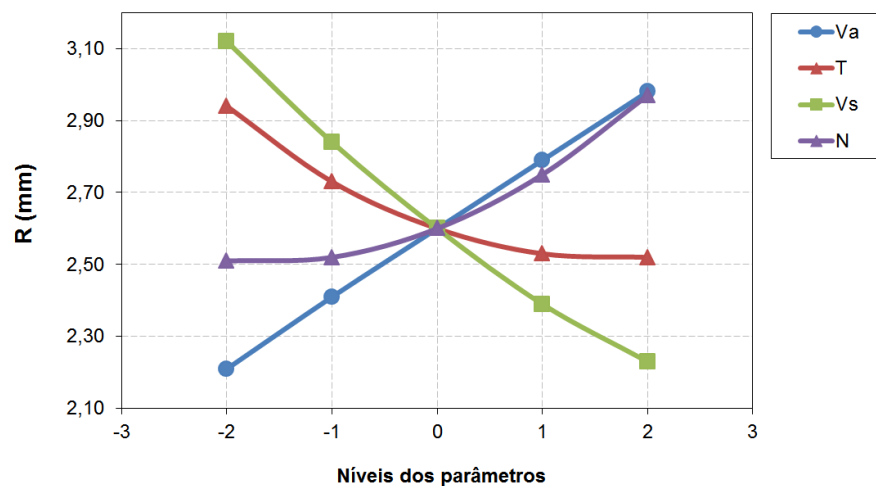


Figura 6.3 – Efeitos principais sobre o reforço

A **Figura 6.4** apresenta os efeitos dos parâmetros de soldagem sobre a diluição. Menores níveis de diluição foram observados para baixas tensões, baixas velocidades de soldagem e altas distâncias bico de contato peça. A velocidade de alimentação se mostrou como um parâmetro pouco significativo para esta resposta. Observando as **Figuras 6.2 e 6.3**, nota-se que em condições de baixas tensões e baixas velocidades de soldagem, a penetração é

baixa e o reforço é alto. Logo, a área de reforço aumenta e a área de penetração diminui, resultando em baixos percentuais de diluição. O mesmo raciocínio é válido para a distância bico de contato peça. Em condições de maiores distâncias, foram observadas baixas penetrações e altos reforços, levando à diminuição da diluição.

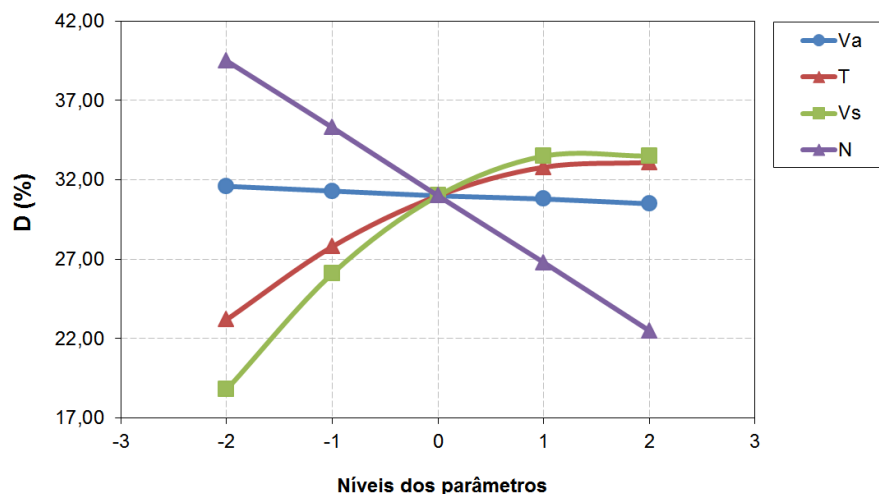


Figura 6.4 – Efeitos principais sobre a diluição

6.2.2. Efeitos principais sobre a produtividade

Os efeitos dos parâmetros sobre a taxa de deposição e o rendimento do processo são apresentados respectivamente pelas **Figuras 6.5 e 6.6**. A **Figura 6.5** mostra que somente a velocidade de alimentação se caracterizou como um parâmetro significativo para a taxa de deposição. Maiores velocidades de alimentação depositam maior quantidade de material sobre o metal base, sendo esta informação suficiente para explicar o crescimento da taxa de deposição em maiores níveis da velocidade de alimentação.

Para o rendimento do processo, o gráfico da **Figura 6.6** mostrou que todas as curvas apresentaram ponto de curvatura, ou seja, para cada parâmetro foi verificado um rendimento máximo. Em um processo de soldagem, este rendimento está relacionado à perda de metal de adição devido à ocorrência de respingos. Portanto, a distância bico de contato peça se comportou como o parâmetro mais sensível a esta perda de material, seguida pela tensão, velocidade de alimentação e velocidade de soldagem. Além disso, a **Figura 6.6** sugere um rendimento global para o processo em torno de 92%, localizado próximo aos pontos centrais.

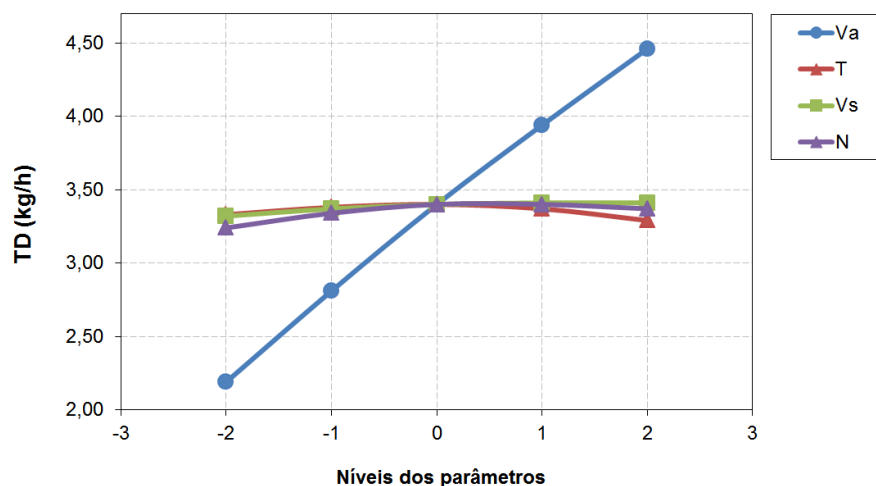


Figura 6.5 – Efeitos principais sobre a taxa de deposição

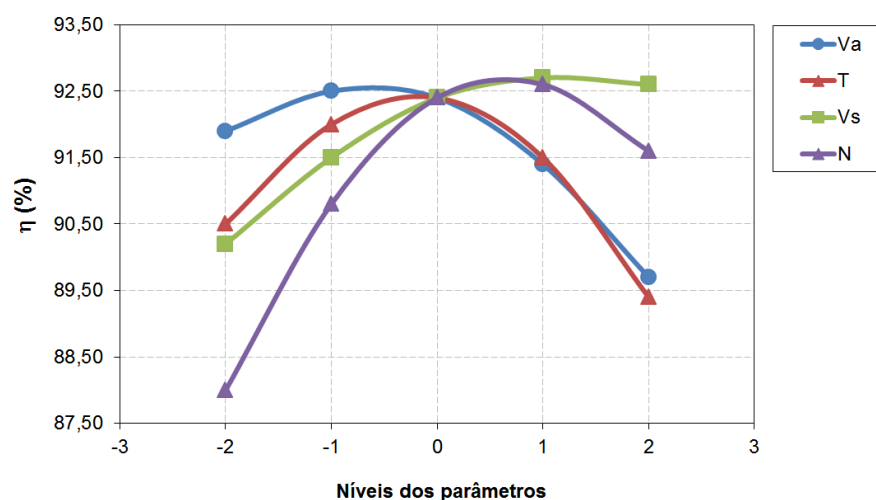


Figura 6.6 – Efeitos principais sobre o rendimento do processo

6.2.3. Efeitos principais sobre a qualidade

A análise dos efeitos dos parâmetros sobre a qualidade superficial dos revestimentos é relevante no que diz respeito ao monitoramento do processo em relação à má formação de escória, que causa o aparecimento de marcas laterais no cordão, e também quanto à ocorrência de defeitos superficiais.

Dentro deste contexto, a **Figura 6.7** mostra que melhores formações de escória foram obtidas para baixos níveis de tensão e velocidade de soldagem e em altas velocidades de alimentação. A distância bico de contato peça foi um parâmetro pouco significativo. Maiores velocidades de alimentação fazem com que maiores quantidades de material sejam depositados. Assim, a quantidade de fluxo do arame tubular, material responsável pela

formação de escória, também é maior, o que faz com que a escória seja formada com poucas falhas. Em condições de baixa velocidade de soldagem, o tempo da poça de fusão sobre um dado comprimento do metal base é maior. Portanto, o tempo para a escória se formar também é maior, contribuindo para que esta apresente um melhor recobrimento. Quanto à tensão, baixas tensões estão relacionadas à formação de um cordão com maior convexidade (pequenas larguras e maiores reforços), sendo esta característica geométrica favorável para um melhor recobrimento.

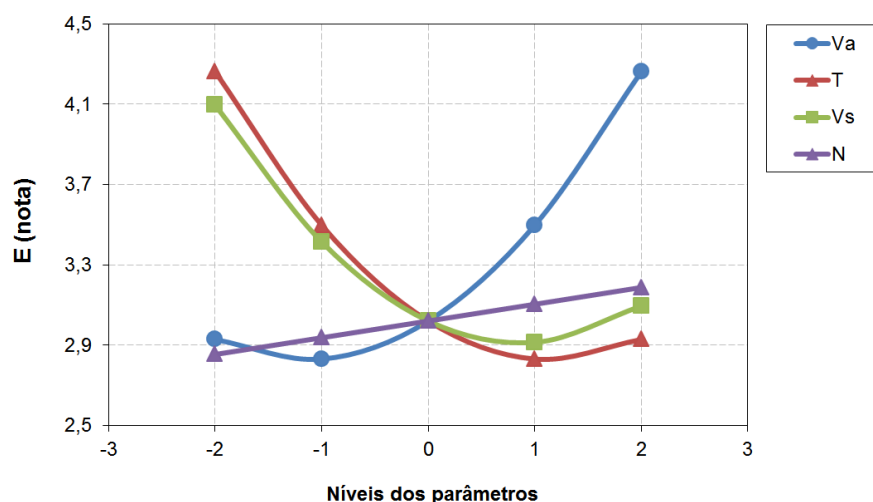


Figura 6.7 – Efeitos principais sobre a formação de escória

Considerando o aspecto superficial (**Figura 6.8**), observou-se que cordões isentos de defeitos são obtidos em baixas velocidades de alimentação, baixas tensões e altas velocidades de soldagem. A distância bico de contato peça também se comportou como um parâmetro pouco significativo para esta resposta. Altas velocidades de alimentação, altas tensões e baixas velocidades de soldagem elevam a energia de soldagem e o calor imposto à peça, aumentando a taxa de resfriamento do material e fazendo com que este seja solidificado de forma descontrolada. Este descontrolo na estrutura de solidificação favorece o aparecimento de defeitos. Isto explica porque alguns defeitos superficiais, caracterizados principalmente por porosidades superficiais alongadas, foram observados em condições de baixas velocidades de soldagem e altas velocidades de alimentação. Apesar do aumento da tensão contribuir para o aumento do aporte térmico no material, a **Figura 6.8** mostrou que a variação deste parâmetro oscilou dentro de uma região em que não ocorreram defeitos (nota superior a 7,5). Portanto, pode-se afirmar que a variação da tensão não prejudicou o aspecto superficial dos cordões de revestimento.

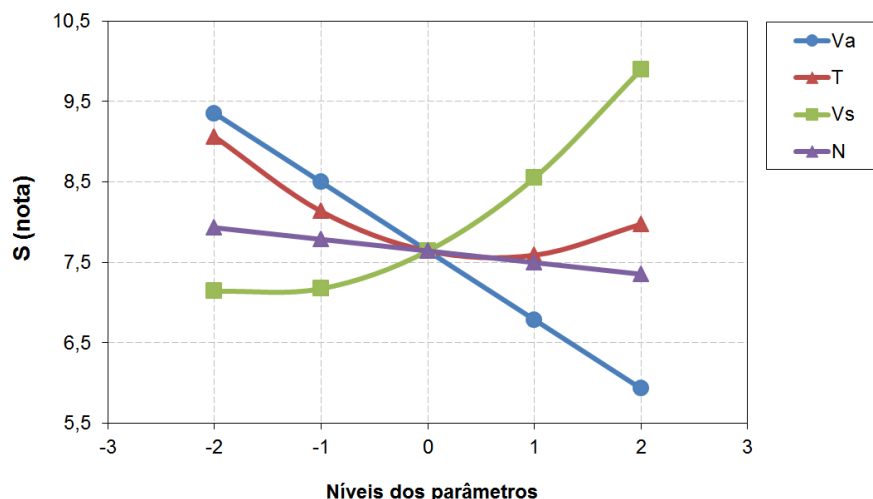


Figura 6.8 – Efeitos principais sobre o aspecto superficial

6.3. Análise dos efeitos das interações entre os parâmetros

A **Tabela 6.1** revelou que diversas interações entre os parâmetros se comportaram como fatores significativos, o que implica que o efeito conjunto dessas variáveis influenciou de maneira significativa os resultados do processo. Para a caracterização dos efeitos de tais interações, realizou-se então a análise gráfica das superfícies de resposta, estas últimas construídas para a operação de revestimento também a partir das funções desenvolvidas.

6.3.1. Efeitos das interações sobre a geometria do cordão de revestimento

A **Figura 6.9** apresenta o efeito conjunto da velocidade de alimentação e da tensão sobre a largura do cordão. Embora a **Figura 6.1** tenha mostrado que ambos os parâmetros foram influentes sobre esta resposta, observa-se através deste gráfico que a interação entre eles também foi significativa. Sendo assim, o aumento da velocidade de alimentação juntamente com o aumento da tensão faz com que a largura aumente consideravelmente. Análise semelhante pode ser atribuída à **Figura 6.10**, indicando que um aumento significativo da largura pode ser obtido quando se trabalha com altas velocidades de alimentação e baixas velocidades de soldagem.

Outras interações significativas sobre a geometria do cordão de revestimento estão representadas nas **Figuras 6.11 – 6.14**. As **Figuras 6.11 e 6.12** mostram os efeitos das interações sobre a penetração. Observou-se que menores penetrações são alcançadas empregando-se baixas velocidades de alimentação e altas velocidades de soldagem (**Figura 6.11**) ou também quando são utilizadas maiores velocidades de alimentação e maiores

distâncias bico de contato peça (**Figura 6.12**). Quanto ao reforço, a **Figura 6.13** indicou que esta resposta aumenta significativamente quando a velocidade de alimentação é aumentada conjuntamente com a diminuição da tensão. Para a diluição, baixos percentuais são obtidos quando se trabalha com altas velocidades de alimentação e baixas tensões (**Figura 6.14**).

6.3.2. Efeitos das interações sobre a produtividade

Nas **Figuras 6.15 – 6.18** estão ilustrados os efeitos de algumas interações referentes à produtividade do processo de revestimento. Considerando a taxa de deposição, verificou-se, por meio das **Figuras 6.15 e 6.16**, um dos aspectos mais importantes relacionados a este tipo de análise, que diz respeito ao fato de dois parâmetros não significativos gerarem em conjunto efeitos significativos sobre uma dada resposta. Conforme discutido anteriormente, a **Figura 6.5** identificou que tensão, velocidade de soldagem e distância bico de contato peça são parâmetros pouco influentes sobre a taxa de deposição. No entanto, a interação entre eles gerou efeitos significativos sobre esta mesma resposta. Sendo assim, um aumento da taxa de deposição pode ser obtido para tensões próximas a 32 V e distâncias bico de contato peça em torno de 25 mm (**Figura 6.15**) e para velocidades de soldagem próximas a 60 cm/min e distâncias bico de contato peça também em torno de 25 mm (**Figura 6.16**).

As **Figuras 6.17 e 6.18** descrevem os efeitos das interações sobre o rendimento. Pela **Figura 6.17** observou-se um aumento do rendimento para velocidades de alimentação próximas a 7 m/min e tensões em torno de 30 V. A **Figura 6.18** indicou que o rendimento também pode ser melhorado através da diminuição da velocidade de alimentação conjuntamente com o aumento da distância bico de contato peça.

6.3.3. Efeitos das interações sobre a qualidade

Os efeitos das interações sobre a formação de escória e o aspecto superficial podem ser representados de acordo com as **Figuras 6.19 e 6.20**. Vale destacar que a distância bico de contato peça foi identificada anteriormente como um parâmetro pouco influente sobre estas respostas. Entretanto, a interação deste parâmetro com outras variáveis conduziu a aumentos significativos para a qualidade dos revestimentos. O aumento da distância juntamente com menores velocidades de soldagem e menores tensões favorece a deposição de cordões com melhores formações de escória e livres da ocorrência de defeitos.

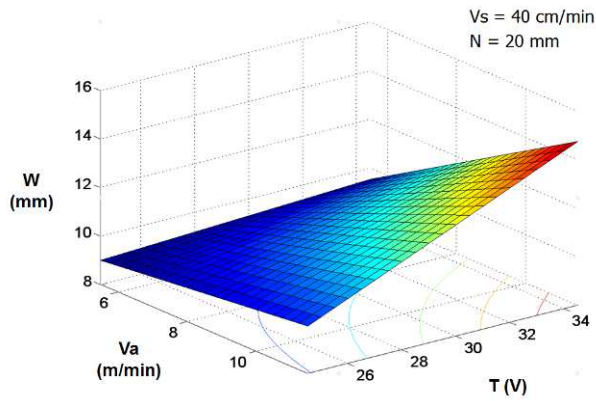


Figura 6.9 – Interação entre velocidade de alimentação e tensão sobre a largura do cordão

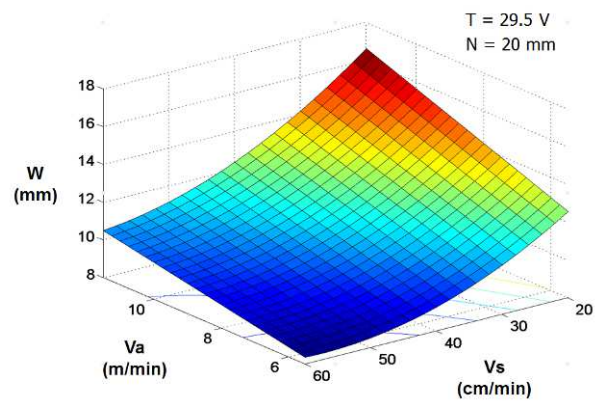


Figura 6.10 – Interação entre velocidade de alimentação e velocidade de soldagem sobre a largura do cordão

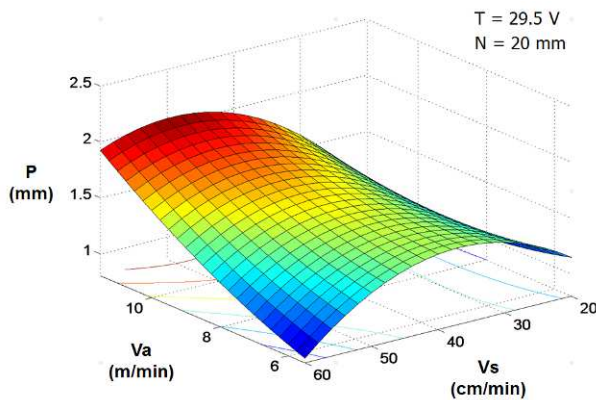


Figura 6.11 – Interação entre velocidade de alimentação e velocidade de soldagem sobre a penetração

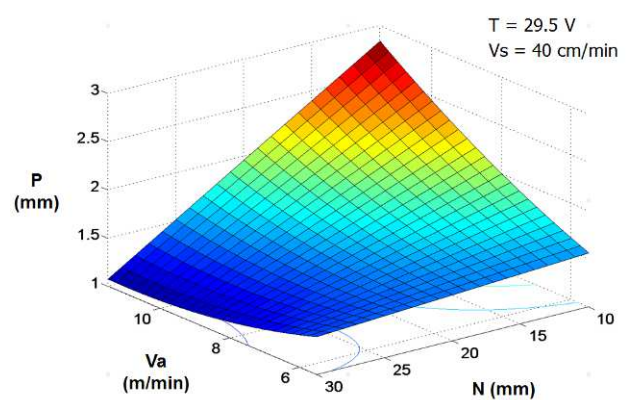


Figura 6.12 – Interação entre velocidade de alimentação e distância bico de contato peça sobre a penetração

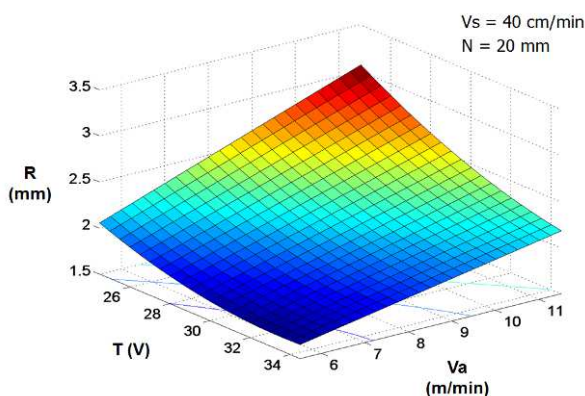


Figura 6.13 – Interação entre tensão e velocidade de alimentação sobre o reforço

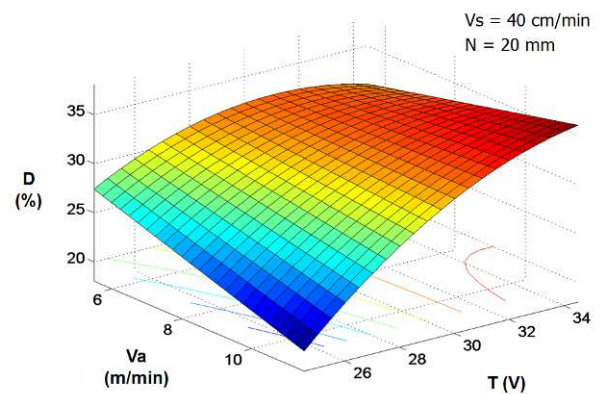


Figura 6.14 – Interação entre velocidade de alimentação e tensão sobre a diluição

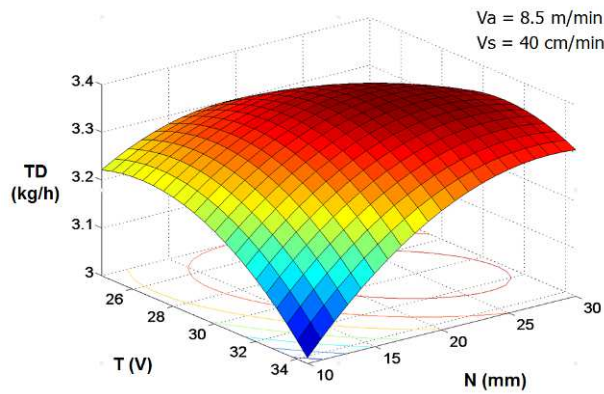


Figura 6.15 – Interação entre tensão e distância bico de contato peça sobre a taxa de deposição

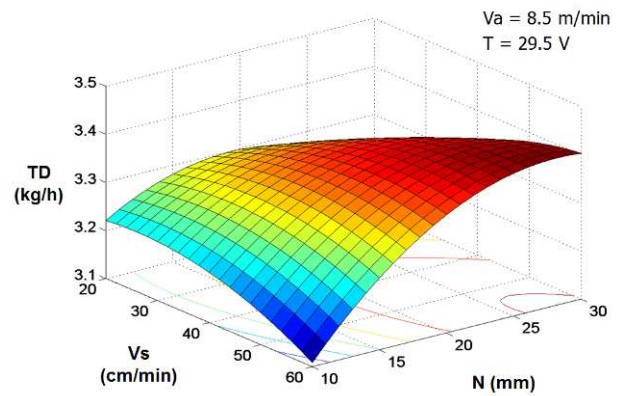


Figura 6.16 – Interação entre velocidade de soldagem e distância bico de contato peça sobre a taxa de deposição

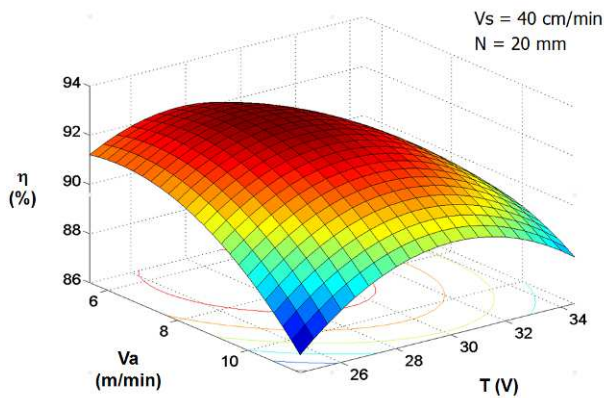


Figura 6.17 – Interação entre velocidade de alimentação e tensão sobre o rendimento

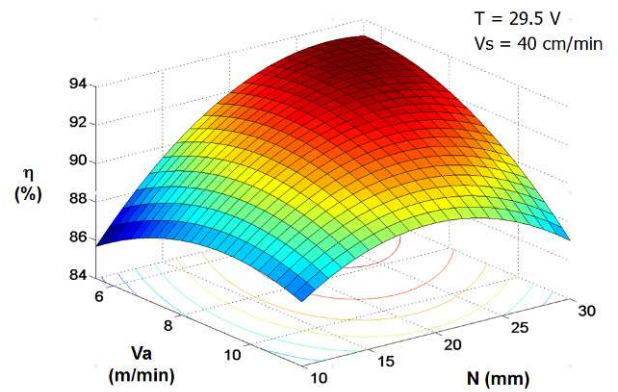


Figura 6.18 – Interação entre velocidade de alimentação e distância bico de contato peça sobre o rendimento

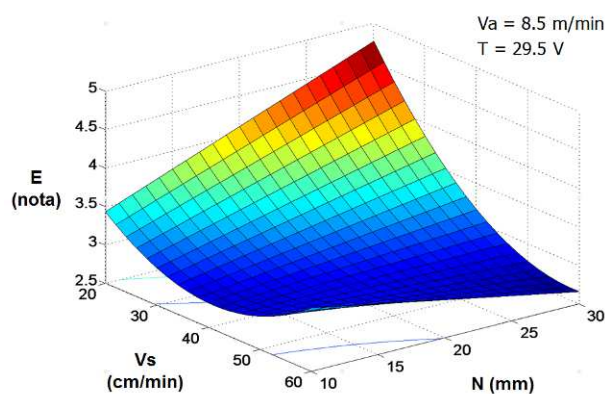


Figura 6.19 – Interação entre velocidade de soldagem e distância bico de contato peça sobre a formação de escória

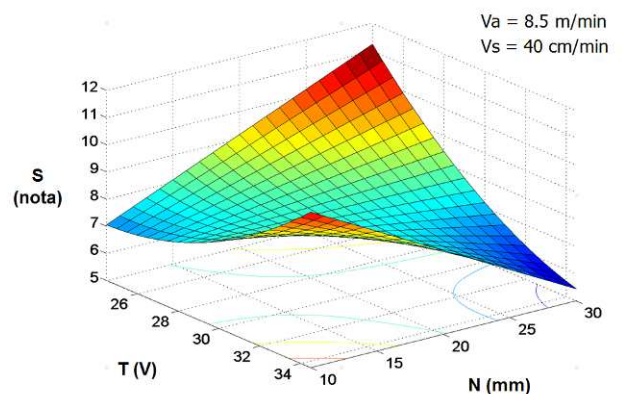


Figura 6.20 – Interação entre tensão e distância bico de contato peça sobre o aspecto superficial

6.4. MPCM-I: Identificação de pesos ótimos para múltiplas respostas independentes

A investigação detalhada dos comportamentos do processo de soldagem de revestimento, tal como apresentada nas seções anteriores, possibilitou observar que todos os parâmetros de soldagem se caracterizaram como variáveis importantes para os resultados do processo. No entanto, o grau de significância entre eles variou entre as múltiplas respostas, na medida em que um determinado parâmetro pode se mostrar crítico para uma ou algumas respostas e, por outro lado, pouco significativo para outras. Porém, como múltiplas características foram tratadas simultaneamente, no aspecto global do processo, todos os parâmetros foram relevantes. Nenhuma variável foi apontada como pouco significativa para todas as respostas, a ponto de ser negligenciada neste estudo.

Além disso, a comparação entre as combinações dos parâmetros que conduzem aos melhores resultados para cada resposta revelou, conforme esperado, que os múltiplos objetivos são de natureza conflitante. Em outras palavras, o ajuste do processo que otimiza uma certa característica não é o mesmo que otimiza uma segunda e este, por sua vez, difere das condições ótimas para as demais respostas, quando estas são tratadas de maneira individual. Por exemplo, analisando somente os efeitos principais para a largura do cordão, a **Figura 6.1** revelou que uma maximização da largura pode ser obtida quando se emprega maiores valores para a velocidade de alimentação e para a tensão e menores valores para a velocidade de soldagem e distância bico de contato peça. No entanto, como as aplicações de revestimento de aços carbono com aços inoxidáveis também requerem a obtenção de percentuais de diluição mínimos, uma minimização desta característica é alcançada em valores baixos para a velocidade de soldagem e tensão e valores altos para a distância bico de contato peça, sendo a velocidade de alimentação uma variável pouco significativa sobre esta resposta (**Figura 6.4**). Como se observa, a condição que maximiza a largura do cordão é diferente daquela que minimiza a diluição, existindo um conflito em relação à configuração dos parâmetros do processo quando se necessita da otimização conjunta dessas duas respostas. Portanto, para o objeto de estudo aqui considerado, a complexidade deste tipo de análise se eleva ainda mais, uma vez que o processo de soldagem foi composto por oito respostas.

As considerações acima são relevantes para a justificativa do emprego de métodos adequados sobre o processo investigado, estando o foco destes voltado para a otimização dos múltiplos objetivos. Se a função objetivo global utilizada para a formulação do problema de otimização for construída na forma de uma soma ponderada das funções objetivo individuais,

insere-se, assim, a aplicação prática da soldagem de revestimento no contexto da proposta deste trabalho, uma vez que se pretende identificar a combinação dos pesos das respostas que conduz ao resultado Pareto-ótimo mais eficiente. Dessa forma, a aplicabilidade do MPCM para a determinação da ponderação ótima começa a ser demonstrada nesta seção, por meio de uma abordagem mais simplificada do objeto de estudo. Considerou-se nesta fase a otimização somente das características geométricas do cordão de revestimento e estas foram otimizadas de maneira independente, ou seja, o efeito da correlação não foi considerado. O procedimento proposto para esta tarefa, conforme estruturado na **Figura 3.1**, encontra-se então detalhado nos itens a seguir.

6.4.1. Passo 1: Formulação do problema de otimização multi-objetivo

Tendo o Método do Critério Global como técnica de programação matemática de múltiplas funções objetivo independentes e levando em consideração os modelos definidos nas Eqs. (6.2) – (6.5), a otimização do perfil geométrico da soldagem de revestimento do aço carbono ABNT 1020 com o aço inoxidável ABNT 316L pode ser alcançada empregando-se a seguinte formulação:

$$\begin{aligned} \text{Min } G = & w_1 \cdot \left(\frac{T_W - W}{T_W} \right)^2 + w_2 \cdot \left(\frac{T_P - P}{T_P} \right)^2 \\ & + w_3 \cdot \left(\frac{T_R - R}{T_R} \right)^2 + w_4 \cdot \left(\frac{T_D - D}{T_D} \right)^2 \\ \text{s. a. : } & \mathbf{x}^T \mathbf{x} \leq \alpha^2 \end{aligned} \quad (6.10)$$

onde: G – Critério global

W, P, R, D – Funções objetivo definidas nas Eqs. (6.2) – (6.5)

T_W, T_P, T_R, T_D – Alvos definidos para as respostas

w_1, w_2, w_3, w_4 – Pesos atribuídos

$\mathbf{x}^T \mathbf{x} \leq \alpha^2$ – Restrição esférica para o arranjo CCD, considerando $\alpha = 2,0$

No problema anterior, os alvos das respostas foram estabelecidos realizando-se a otimização individual das funções objetivo. Assim, considerando os objetivos de maximização da largura do cordão, minimização da penetração, maximização do reforço e minimização da diluição, necessários para a caracterização do perfil geométrico desejado, os

valores para T_W , T_P , T_R , T_D foram respectivamente iguais a 15,57 mm, 0,83 mm, 3,34 mm e 16,27%. Portanto, a Eq. (6.10) pode ser reescrita na seguinte forma:

$$\begin{aligned} \text{Min } G = & w_1 \cdot \left(\frac{15,57 - W}{15,57} \right)^2 + w_2 \cdot \left(\frac{0,83 - P}{0,83} \right)^2 \\ & + w_3 \cdot \left(\frac{3,34 - R}{3,34} \right)^2 + w_4 \cdot \left(\frac{16,27 - D}{16,27} \right)^2 \\ \text{s. a.: } & Va^2 + T^2 + Vs^2 + N^2 \leq 4,0 \end{aligned} \quad (6.11)$$

6.4.2. Passo 2: Definição do arranjo de misturas

Para a definição do arranjo em que os pesos foram considerados como os componentes da mistura, utilizou-se como critérios de seleção (i) a quantidade de experimentos necessária para a composição do arranjo e (ii) a distribuição das proporções dos pesos ao longo da região experimental. Com isso, o arranjo de misturas escolhido para a identificação da ponderação ótima nesta fase do estudo foi o *simplex* centroide incorporado com pontos axiais. As proporções mínimas e máximas para cada peso foram definidas em 0,05 e 0,95 e, ao todo, foram avaliadas 19 combinações entre os componentes. A **Figura 6.21** ilustra o arranjo utilizado, indicando a posição correspondente a alguns dos experimentos.

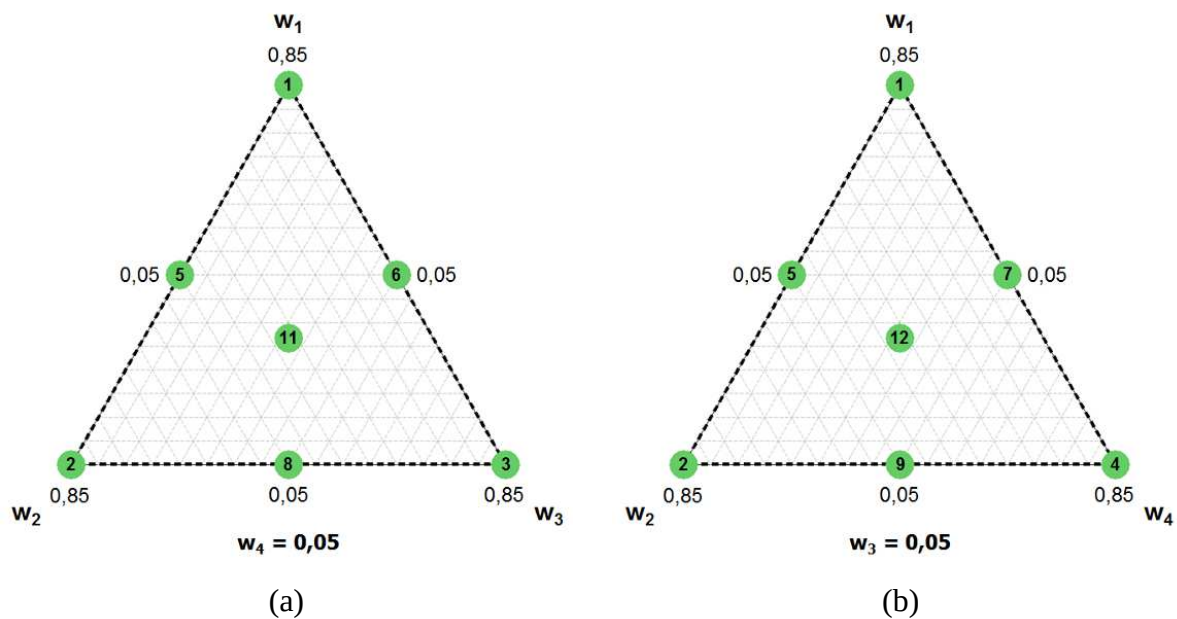


Figura 6.21 – Arranjo de misturas utilizado (*simplex* centroide)

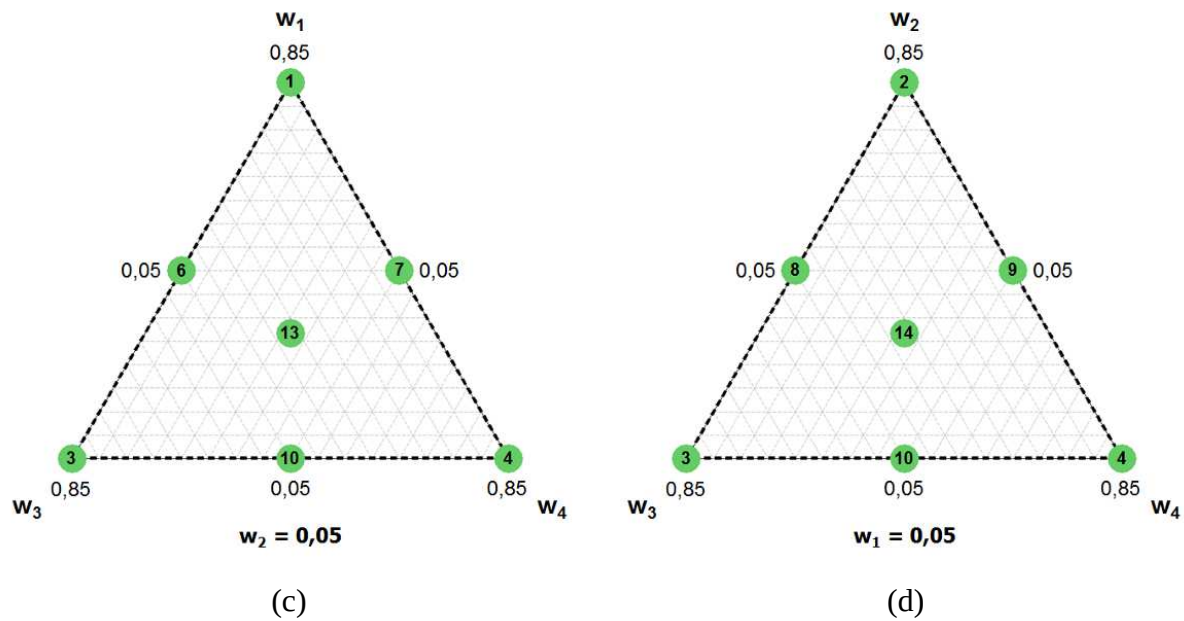


Figura 6.21 – Arranjo de misturas utilizado (*simplex centroide*) (continuação)

6.4.3. Passo 3: Procedimento experimental

Nesta etapa, o algoritmo GRG foi empregado para solucionar a Eq. (6.11) levando em consideração cada combinação de pesos estabelecida pelo arranjo de misturas. O problema foi programado em uma planilha do *Microsoft Excel®*, versão 2010, e o GRG foi aplicado através do suplemento *solver*. Em cada cenário de otimização, foram observados os valores ótimos das respostas e o erro percentual global foi calculado conforme estipulado pela Eq. (3.2). Ao final destes cálculos, construiu-se a matriz experimental para os pesos (**Tabela 6.4**), utilizada para a modelagem da função erro percentual global (*EPG*).

6.4.4. Passo 4: Modelagem do erro percentual global

O procedimento utilizado para a determinação de um polinômio canônico de misturas para o erro percentual global foi realizado de maneira semelhante à modelagem das funções objetivo apresentada na seção 6.2. Assim, com os dados da **Tabela 6.4** e utilizando o método dos Mínimos Quadrados Ordinários, através do *Minitab®*, para a estimação dos coeficientes, desenvolveu-se um modelo de segunda ordem para o erro percentual global. A Eq. (6.12) descreve esta função em sua forma reduzida, isto é, após a eliminação dos termos estatisticamente não significativos.

Tabela 6.4 – Matriz experimental para os pesos

Teste	Pesos				Respostas ótimas				EPG
	w_1	w_2	w_3	w_4	W^*	P^*	R^*	D^*	
1	0,85	0,05	0,05	0,05	15,34	1,12	3,14	20,36	0,6830
2	0,05	0,85	0,05	0,05	13,03	0,83	3,28	16,58	0,2000
3	0,05	0,05	0,85	0,05	12,84	0,87	3,33	16,51	0,2484
4	0,05	0,05	0,05	0,85	12,80	0,85	3,30	16,28	0,2148
5	0,45	0,45	0,05	0,05	13,78	0,84	3,26	16,87	0,1976
6	0,45	0,05	0,45	0,05	14,72	0,96	3,24	18,07	0,3593
7	0,45	0,05	0,05	0,45	13,91	0,87	3,27	16,77	0,2056
8	0,05	0,45	0,45	0,05	12,99	0,83	3,29	16,51	0,1971
9	0,05	0,45	0,05	0,45	12,96	0,83	3,29	16,40	0,1957
10	0,05	0,05	0,45	0,45	12,80	0,85	3,31	16,29	0,2167
11	0,317	0,317	0,317	0,05	13,66	0,84	3,27	16,74	0,1887
12	0,317	0,317	0,05	0,317	13,49	0,84	3,28	16,57	0,1831
13	0,317	0,05	0,317	0,317	13,73	0,86	3,29	16,64	0,1983
14	0,05	0,317	0,317	0,317	12,93	0,83	3,30	16,38	0,1960
15	0,25	0,25	0,25	0,25	13,42	0,84	3,29	16,52	0,1821
16	0,55	0,15	0,15	0,15	14,35	0,89	3,24	17,34	0,2506
17	0,15	0,55	0,15	0,15	13,17	0,83	3,28	16,54	0,1899
18	0,15	0,15	0,55	0,15	13,25	0,84	3,30	16,45	0,1882
19	0,15	0,15	0,15	0,55	13,09	0,84	3,30	16,34	0,1923

$$\begin{aligned}
 EPG = & 0,931 w_1 + 0,254 w_2 + 0,255 w_3 + 0,248 w_4 - 1,497 w_1 w_2 \\
 & - 0,777 w_1 w_3 - 1,489 w_1 w_4 - 0,208 w_2 w_3
 \end{aligned}
 \quad (6.12)$$

onde: EPG – Erro percentual global

w_1, w_2, w_3, w_4 – Pesos das respostas

A Análise de Variância, utilizada para verificar a adequação e o ajuste do modelo, revelou um p -value de regressão inferior a 5% de significância e um valor de $R^2(adj.)$ igual a 94,51%, caracterizando, portanto, a expressão acima como estatisticamente significativa e com boa capacidade para a representação dos dados.

Apesar de os arranjos *simplex* centroide possibilitarem, além dos modelos quadráticos, a determinação de modelos cúbicos para a característica analisada, foi verificado que, para a função erro percentual global, ambos os modelos quadrático e cúbico apresentaram ajustes próximos e superiores a 90%. Em função destes resultados, foi mantida a escolha pela função

de segunda ordem, devido à sua menor complexidade matemática e por apresentar uma capacidade de representação dos dados compatível com a expressão cúbica.

Após o desenvolvimento do polinômio quadrático para o erro percentual global, gráficos de superfície de resposta foram construídos para visualizar o comportamento desta função diante das possíveis combinações para os pesos das respostas. A **Figura 6.22** apresenta esses gráficos, evidenciando a existência de uma região na qual o erro percentual global apresentou valores mínimos. Sendo assim, a identificação dos pesos ótimos deveria recair sobre esta região.

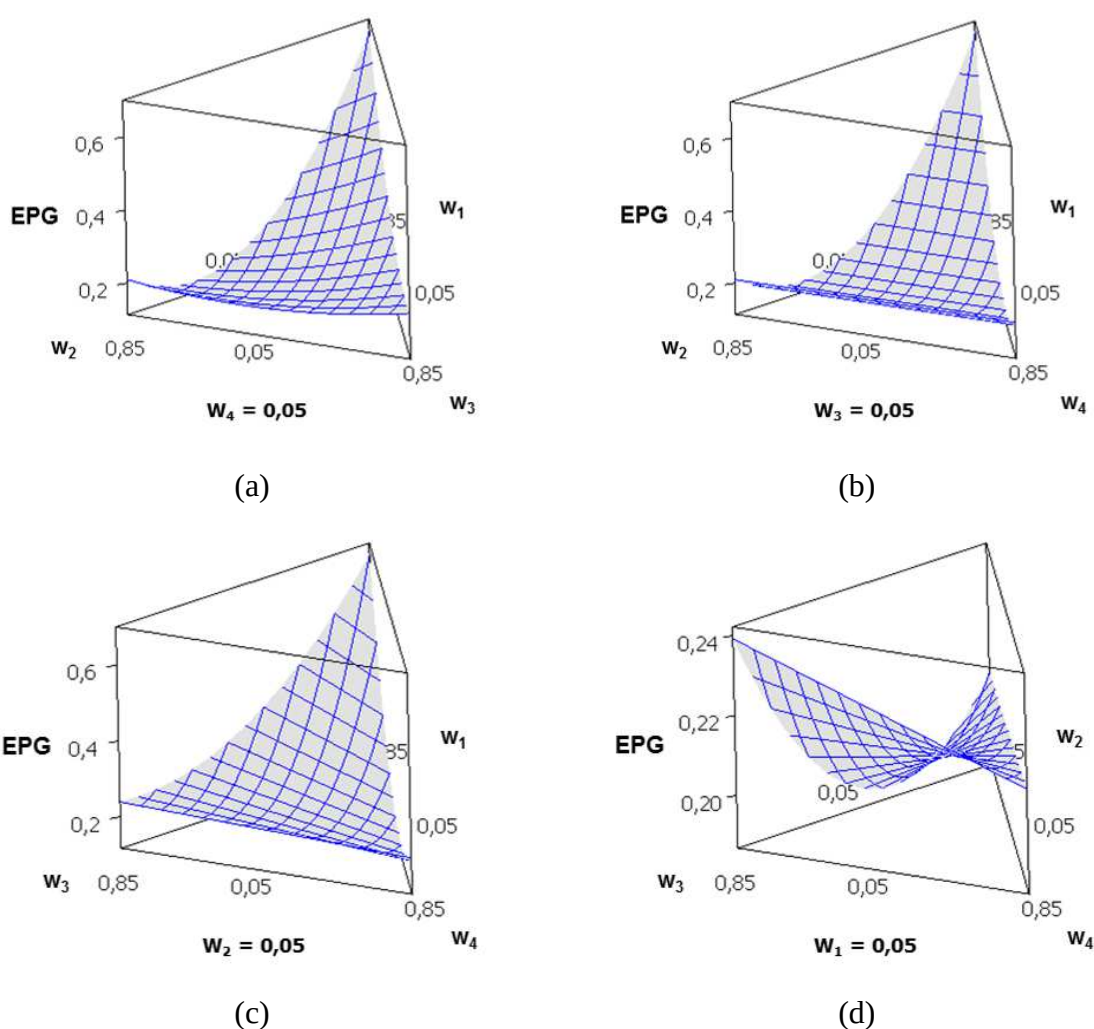


Figura 6.22 – Superfícies de resposta para o erro percentual global

6.4.5. Passo 5: Identificação dos pesos ótimos

Com o desenvolvimento dos passos anteriores, a identificação dos pesos ótimos para esta fase do estudo pôde ser então obtida por meio da solução do seguinte problema:

$$\begin{aligned}
\text{Min } EPG &= 0,931w_1 + 0,254w_2 + 0,255w_3 + 0,248w_4 - 1,497w_1w_2 \\
&\quad - 0,777w_1w_3 - 1,489w_1w_4 - 0,208w_2w_3 \\
\text{s. a.: } w_1, w_2, w_3, w_4 &\geq 0,05 \\
w_1, w_2, w_3, w_4 &\leq 0,95 \\
w_1 + w_2 + w_3 + w_4 &= 1
\end{aligned} \tag{6.13}$$

Para resolver a Eq. (6.13), foi empregado novamente o GRG, através do *solver* do *Microsoft Excel®* e, assim, os valores ótimos de **0,26** para w_1 , **0,64** para w_2 , **0,05** para w_3 e **0,05** para w_4 foram encontrados. Portanto, a solução Pareto-ótima mais viável para a otimização somente da geometria do cordão de revestimento do aço carbono ABNT 1020 com o aço inoxidável ABNT 316L é obtida quando esta combinação de pesos é utilizada. A **Tabela 6.5** apresenta os resultados do processo na condição dos pesos ótimos.

Tabela 6.5 – Otimização da geometria do cordão de revestimento do aço carbono ABNT 1020 com o aço inoxidável ABNT 316L utilizando os pesos ótimos

	Parâmetros				Respostas			
	<i>Va</i>	<i>T</i>	<i>Vs</i>	<i>N</i>	<i>W</i>	<i>P</i>	<i>R</i>	<i>D</i>
Ponto de ótimo	9,0	28,4	22,4	23,9	13,36	0,83	3,27	16,66
Alvo	-	-	-	-	15,57	0,83	3,34	16,27
Objetivo	-	-	-	-	max	min	max	min
Unidades	m/min	V	cm/min	mm	mm	mm	mm	%

Com relação aos resultados anteriores, observa-se que, neste problema, a penetração foi caracterizada como a resposta mais importante, recebendo mais do que o dobro do peso em relação à largura do cordão, segunda resposta mais importante. Para o reforço e a diluição, tais características receberam os pesos mínimos, o que se deve principalmente à pouca variação destas respostas observada nos experimentos de misturas.

Os valores indicados na **Tabela 6.5** encontram-se ilustrados na **Figura 6.23**, definindo um perfil geométrico ótimo com um aspecto condizente ao formato desejado para as aplicações de revestimento. É conveniente ressaltar, ainda, que o peso maior para a penetração fez com que essa resposta atingisse o seu mínimo desejado (alvo), gerando em consequência um percentual de diluição próximo ao seu alvo. Este resultado, para o caso específico dos revestimentos de aços carbono com aços inoxidáveis, pode ser visto como um elemento relevante e significativo, uma vez que foi concordante com as disposições teóricas relacionadas ao processo, tal como discutidas no Capítulo 4.

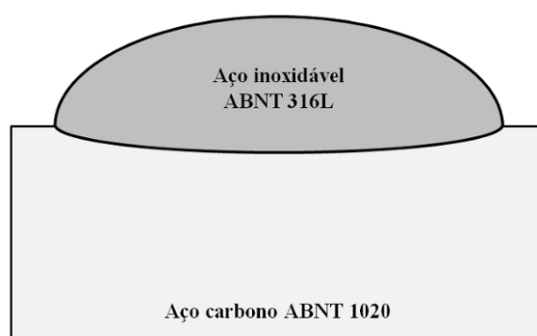


Figura 6.23 – Perfil geométrico do cordão de revestimento obtido com os pesos ótimos

Quanto aos pesos ótimos, a **Figura 6.24** apresenta os gráficos de contorno da função erro percentual global, indicando suas respectivas localizações na região de mínimo erro. Já as **Figuras 6.25 – 6.27** descrevem as fronteiras de Pareto construídas para este problema, evidenciando também as posições da solução mais viável.

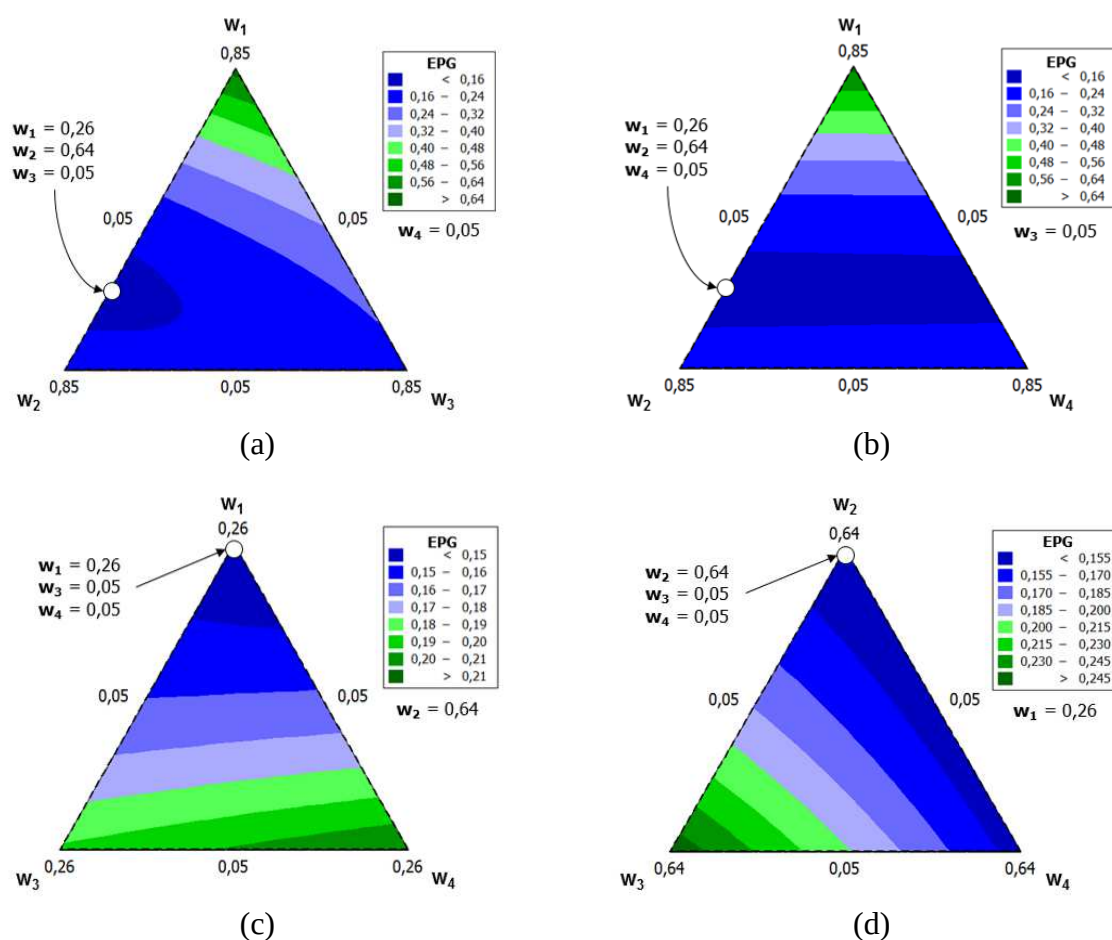


Figura 6.24 – Gráficos de contorno para o erro percentual global e localização dos pesos ótimos

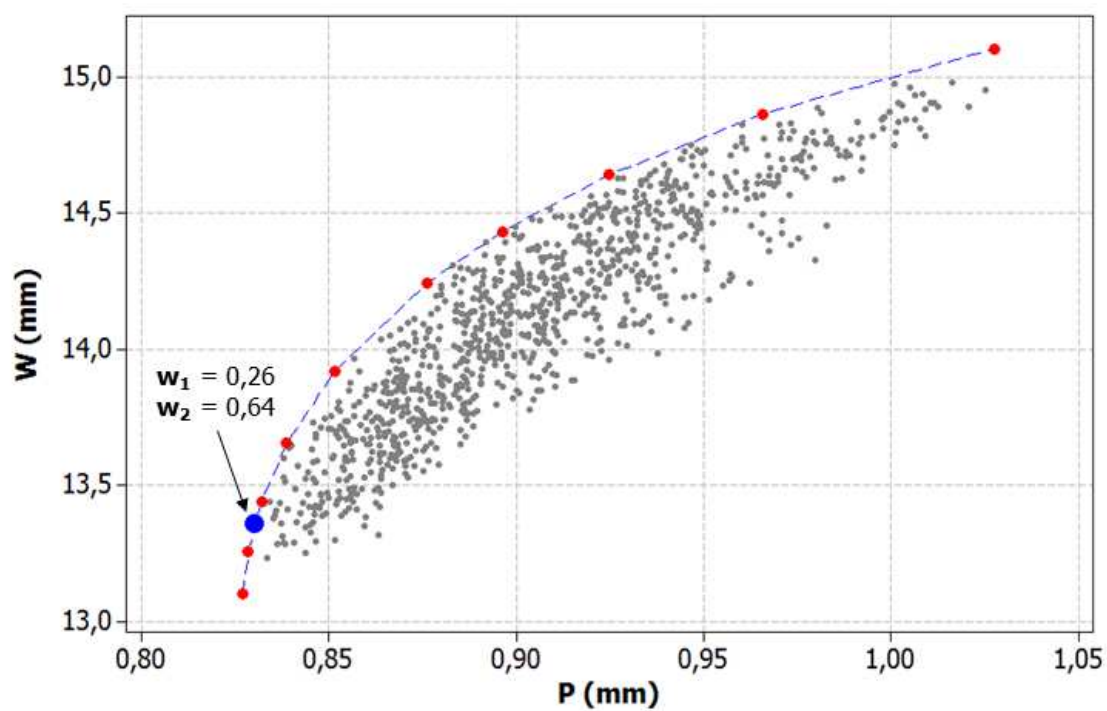


Figura 6.25 – Fronteira de Pareto para largura e penetração

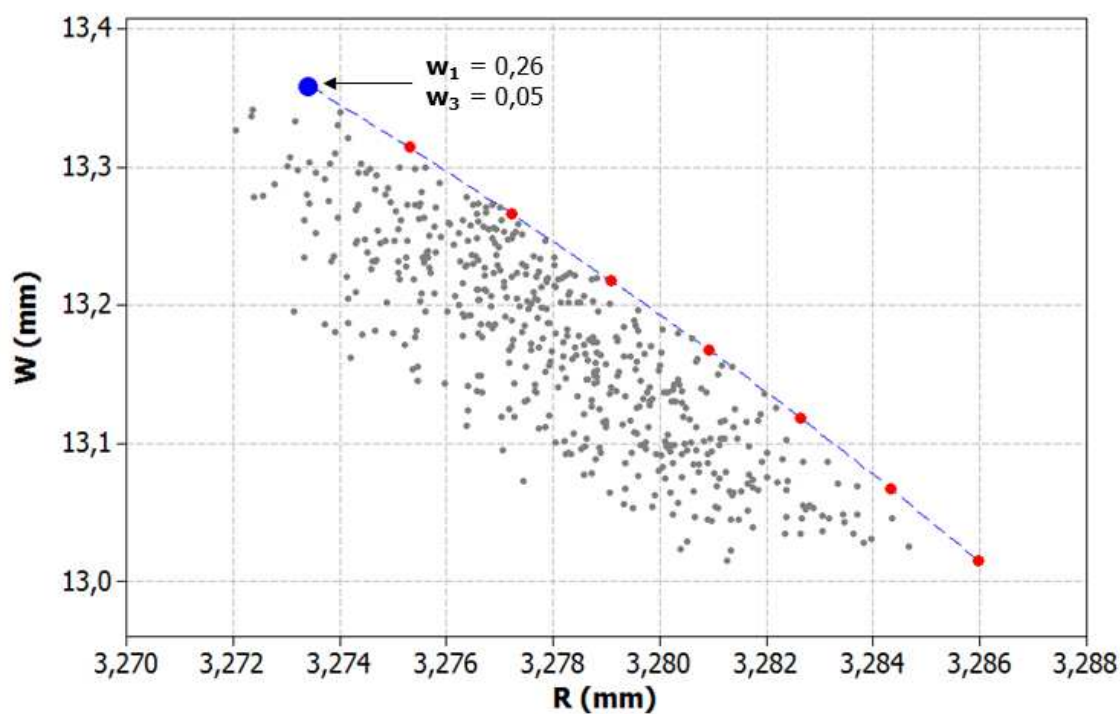


Figura 6.26 – Fronteira de Pareto para largura e reforço

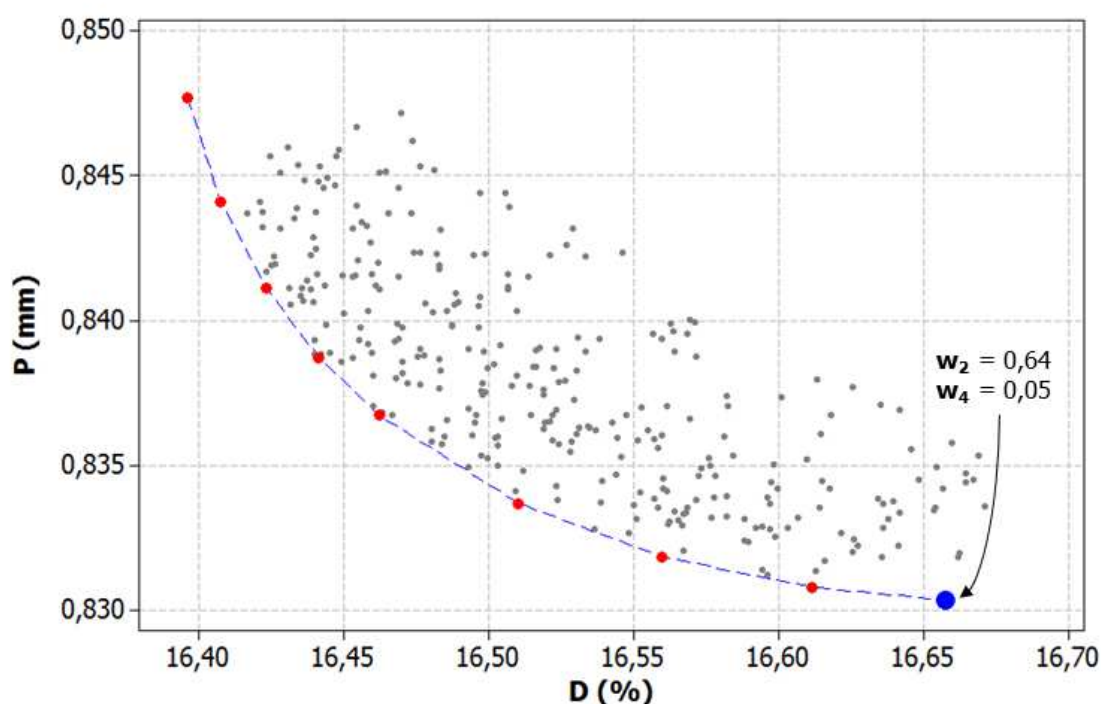


Figura 6.27 – Fronteira de Pareto para penetração e diluição

6.5. MPCM-II: Identificação de pesos ótimos para múltiplas respostas correlacionadas

Os resultados apresentados na seção 6.5 apontaram para uma boa funcionalidade do método proposto, visto que o procedimento do MPCM foi capaz de localizar a solução Pareto-ótima mais eficiente na região de mínimo erro da função erro percentual global. Além disso, foi também possível visualizar a solução mais viável em relação às fronteiras de eficiência do problema e a análise desses resultados sob o aspecto prático do processo resultou em um perfil geométrico para o cordão de revestimento com o formato desejado para essas aplicações de soldagem. Portanto, após esta primeira análise, feita sobre uma abordagem mais simplificada do objeto de estudo justamente para se obter uma primeira impressão acerca do método desenvolvido, cumpre-se nesta seção com um dos objetivos mais importantes do presente trabalho, também enunciado como um dos elementos motivacionais para a realização desta pesquisa, que é a identificação dos pesos ótimos para um problema multi-objetivo em que as respostas se mostram significativamente correlacionadas. Para isso, as respostas relacionadas à produtividade e à qualidade superficial dos revestimentos foram incorporadas ao problema de otimização e o procedimento de identificação de pesos ótimos definido na **Figura 3.2** foi aplicado, este último combinando a estratégia de ponderação das respostas do

Erro Quadrático Médio Multivariado Ponderado com o MPCM. As etapas referentes à otimização deste cenário estão desenvolvidas nos itens seguintes.

6.5.1. Passo 1: Especificação das respostas otimizadas

Conforme mencionado, nesta quarta fase do método experimental, além da geometria do cordão de revestimento, com seus respectivos objetivos, foram consideradas a produtividade e a qualidade superficial para a otimização global do objeto de estudo. Dessa forma, a taxa de deposição e o rendimento do processo foram tratadas como funções objetivo visando suas maximizações e a qualidade superficial, através da formação de escória e do aspecto superficial, foram inseridas no problema como restrições. O motivo pelo qual as respostas de qualidade foram tratadas como restrições foi a especificação de um nível mínimo de qualidade para o cordão de revestimento na sua condição ótima, estando o mesmo livre de defeitos visuais.

Com isso, das oito características que representaram o processo de soldagem de revestimento, seis respostas (W , P , R , D , TD , η) foram definidas como funções objetivo e duas (E , S) foram especificadas como restrições. Consequentemente, o conjunto de pesos também otimizado ficou delimitado por seis variáveis (w_1 , w_2 , w_3 , w_4 , w_5 , w_6).

A **Tabela 6.6** apresenta, então, a estrutura de correlação entre as respostas definidas como funções objetivo, identificando um conjunto de dados moderadamente correlacionado e estatisticamente significativo. No geral, caracterizou-se as respostas otimizadas como moderadamente correlacionadas em função de serem observados, num mesmo conjunto, pares fortemente correlacionados ($|\text{coeficiente de Pearson}| > 0,70$), pares moderadamente correlacionados ($0,40 < |\text{coeficiente de Pearson}| < 0,70$) e pares não correlacionados ($|\text{coeficiente de Pearson}| < 0,40$). A correlação se mostrou estatisticamente significativa para os pares cujo $p\text{-value}$ foi inferior a 5% de significância, conforme indicado na **Tabela 6.6** pelos dados em negrito.

6.5.2. Passo 2: Definição do arranjo de misturas

Os critérios utilizados para a seleção do arranjo de misturas foram os mesmos da seção 6.5, ou seja, (i) a quantidade de experimentos necessária para a composição do arranjo e (ii) a distribuição das proporções dos pesos ao longo da região experimental. Sendo assim, para este cenário em que foram otimizadas seis características, escolheu-se trabalhar com o arranjo *simplex lattice* de grau 2 incorporado com pontos centrais e pontos axiais, o que resultou na

avaliação de 30 combinações entre os pesos. Em função do Algoritmo Genético ter sido utilizado para a identificação das soluções Pareto ótimas a partir da formulação do EQMM_P e dado que o mesmo é caracterizado como um método evolucionário, decidiu-se realizar três réplicas nos pontos centrais, no intuito de se obter uma estimativa quanto à variabilidade dos resultados do algoritmo. As proporções mínimas e máximas para cada peso foram definidas em 0,05 e 0,95. A **Figura 6.28** ilustra o arranjo utilizado, também indicando a posição relativa a alguns dos experimentos.

Tabela 6.6 – Estrutura de correlação das respostas otimizadas

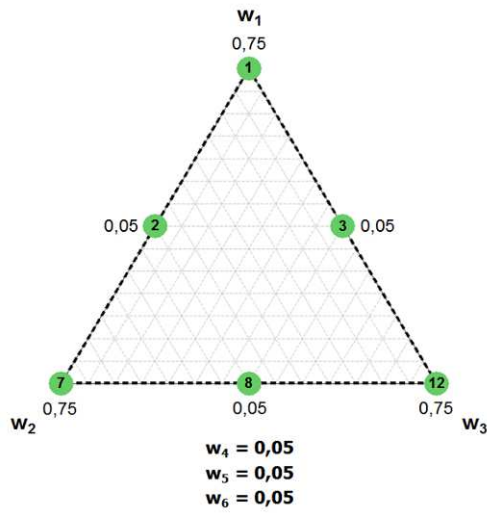
	<i>W</i>	<i>P</i>	<i>R</i>	<i>D</i>	<i>TD</i>
<i>P</i>	0,220				
	0,234				
<i>R</i>	0,445	-0,143			
	0,016	0,461			
<i>D</i>	-0,127	0,818	-0,679		
	0,496	0,000	0,000		
<i>TD</i>	0,361	0,302	0,545	-0,056	
	0,046	0,099	0,002	0,766	
<i>η</i>	-0,533	-0,290	-0,185	-0,107	-0,191
	0,002	0,114	0,338	0,565	0,305

Valores das células: coeficiente de Pearson

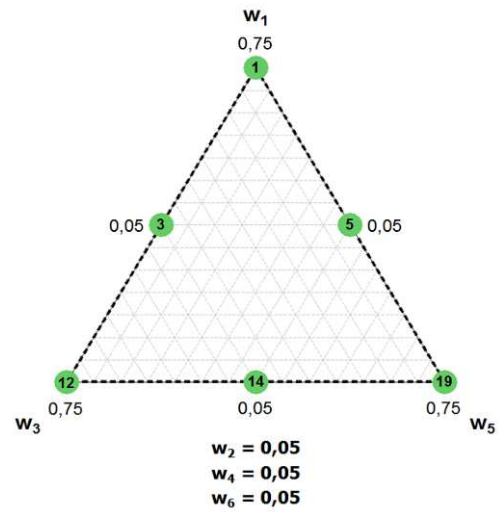
p-value

6.5.3. Passo 3: Procedimento experimental

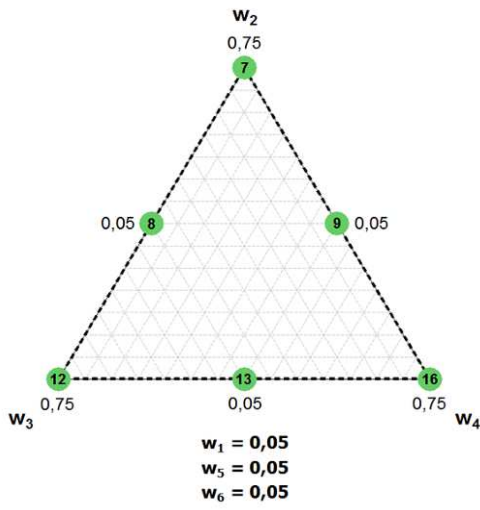
Para solucionar o problema de otimização para cada combinação de pesos definida pelo arranjo de misturas, a principal diferença do método utilizado nesta fase ocorre nesta etapa. Uma vez que o Erro Quadrático Médio Multivariado Ponderado não permite que os pesos sejam atribuídos diretamente na função objetivo, deve-se aplicar, para cada combinação de pesos, o procedimento de ponderação definido para esta técnica, o que resulta em formulações com funções objetivo diferentes para os componentes principais. Após a identificação das soluções Pareto-ótimas, o cálculo do erro percentual global é idêntico ao da seção 6.5.



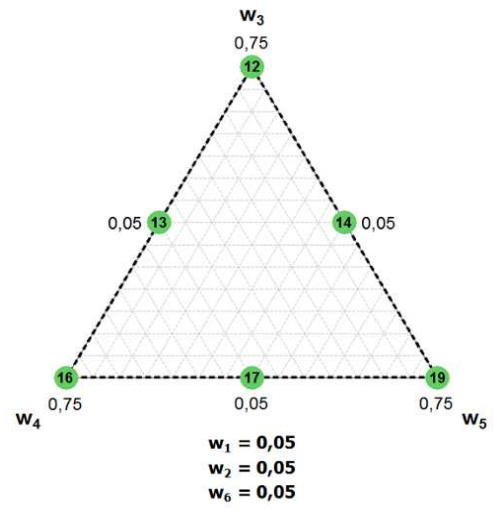
(a)



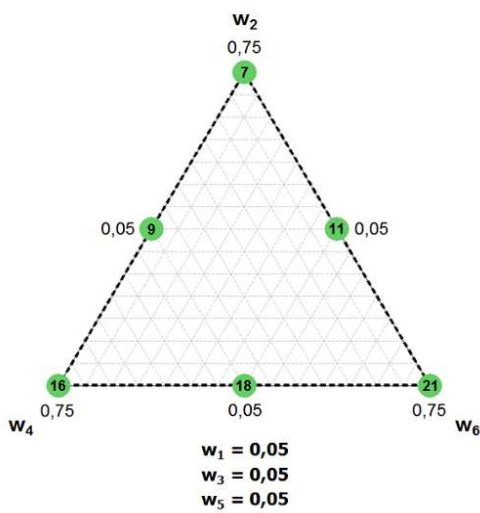
(b)



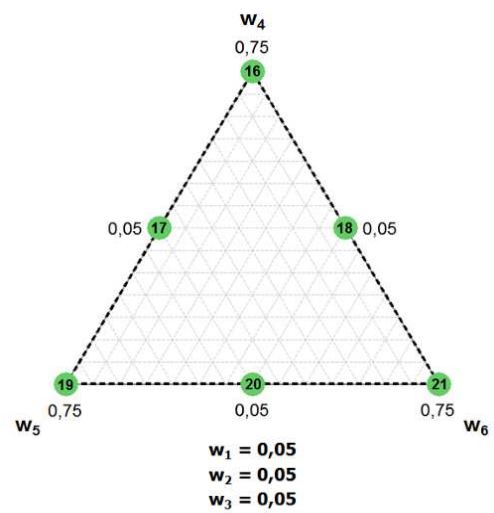
(c)



(d)



(e)



(f)

Figura 6.28 – Arranjo de misturas utilizado (*simplex lattice*)

Dessa forma, foi desenvolvida aqui a rotina de otimização somente para a primeira condição experimental especificada pelo arranjo de misturas, visto que o procedimento é o mesmo para todos os demais casos. Considerando então a primeira combinação de pesos analisada, a **Tabela 6.7** apresenta os resultados dos cálculos após os passos iniciais da ponderação do EQMM_p, representados pela padronização das respostas e ponderação dos valores padronizados.

Realizando a Análise de Componentes Principais sobre os dados da **Tabela 6.7**, utilizando a matriz de variância-covariância, obtêm-se as informações da **Tabela 6.8**, que indicam que somente o primeiro componente principal é capaz de representar 98,1% das respostas originais. Este resultado pode ser atribuído ao fato de que, nesta primeira condição experimental, o peso máximo permitido pelo arranjo de misturas foi alocado para somente uma resposta. Entretanto, como esse comportamento não se repetiu para as outras combinações de pesos, decidiu-se trabalhar sempre com três componentes principais, visando uniformizar o procedimento de otimização. Portanto, estas novas variáveis, agora não correlacionadas e representando 99,6% das respostas, foram selecionadas.

Tendo-se concluído a ACP e utilizando como fonte de dados os escores obtidos para os componentes selecionados, a modelagem das funções objetivo para os componentes principais é desenvolvida com base nas ferramentas da Metodologia de Superfície de Resposta. Assim, as Eqs. (6.14) – (6.16) descrevem os modelos estabelecidos para $PC1^*$, $PC2^*$ e $PC3^*$, nos quais cada componente passa a ser definido como uma função dos parâmetros do processo de soldagem. A análise estatística desses modelos, feita também pela ANOVA, identificou *p-values* de regressão inferiores a 5% de significância para todas as equações e ajustes iguais a 97,84% para $PC1^*$, 90,81% para $PC2^*$ e 95,71% para $PC3^*$. Novamente visando a uniformidade do procedimento de otimização, foram empregados os modelos completos para todas as análises.

$$\begin{aligned} PC1^* = & -0,066 + 0,348Va + 0,283T - 0,603Vs - 0,273N + 0,005Va^2 \\ & - 0,004T^2 + 0,084Vs^2 - 0,012N^2 + 0,114VaT - 0,048VaVs \\ & - 0,013VaN - 0,044TVs - 0,003TN + 0,028VsN \end{aligned} \quad (6.14)$$

$$\begin{aligned} PC2^* = & -0,010 + 0,018Va - 0,033T - 0,047Vs + 0,056N - 0,002Va^2 \\ & + 0,006T^2 + 0,015Vs^2 - 0,001N^2 - 0,007VaT - 0,011VaVs \\ & + 0,004VaN - 0,004TVs + 0,006TN + 0,006VsN \end{aligned} \quad (6.15)$$

Tabela 6.7 – Padronização e ponderação das respostas

Teste	$0,75 \cdot Z(W)$	$0,05 \cdot Z(P)$	$0,05 \cdot Z(R)$	$0,05 \cdot Z(D)$	$0,05 \cdot Z(TD)$	$0,05 \cdot Z(\eta)$
1	0,146	-0,025	0,000	-0,026	-0,061	-0,035
2	0,926	0,018	0,088	-0,032	0,053	-0,036
3	0,800	0,022	-0,024	0,017	-0,063	-0,053
4	1,815	0,065	0,027	0,015	0,052	-0,043
5	-0,706	0,016	-0,083	0,057	-0,056	0,020
6	-0,384	0,059	0,007	0,036	0,057	-0,007
7	-0,476	-0,001	-0,101	0,065	-0,068	-0,104
8	0,286	0,096	-0,036	0,099	0,047	-0,077
9	-0,226	-0,044	0,044	-0,060	-0,059	-0,013
10	0,250	-0,081	*	-0,096	0,052	-0,044
11	0,181	-0,033	0,040	-0,050	-0,058	-0,010
12	1,075	-0,066	0,100	-0,065	0,053	-0,033
13	-1,235	-0,064	-0,013	-0,039	-0,048	0,093
14	-0,961	-0,047	0,031	-0,053	0,055	-0,022
15	-1,026	-0,026	-0,048	-0,006	-0,050	0,078
16	-0,004	0,014	-0,005	0,006	0,061	0,024
17	-0,770	-0,024	-0,076	0,017	-0,111	0,051
18	0,589	0,089	0,077	0,012	0,109	-0,042
19	-0,616	-0,050	0,072	-0,057	-0,002	-0,015
20	0,363	0,048	-0,030	0,052	-0,003	-0,026
21	1,766	-0,089	*	-0,093	-0,002	-0,019
22	-1,023	-0,016	-0,068	0,053	0,008	0,064
23	0,382	0,095	-0,003	0,093	-0,010	-0,083
24	-0,704	-0,039	0,048	-0,046	0,004	0,033
25	-0,011	0,025	-0,006	0,013	0,008	0,063
26	0,033	0,027	-0,006	0,018	0,004	0,029
27	-0,045	0,012	0,005	0,012	0,006	0,047
28	-0,102	0,039	-0,024	0,028	0,004	0,032
29	-0,092	-0,008	-0,001	0,004	0,005	0,037
30	-0,113	-0,008	-0,003	0,013	0,006	0,044
31	-0,120	-0,006	-0,012	0,013	0,006	0,049

$$\begin{aligned}
 PC3^* = & 0,011 + 0,048Va - 0,009T + 0,030Vs + 0,001N + 0,0001Va^2 \\
 & - 0,002T^2 - 0,012Vs^2 + 0,002N^2 - 0,003VaT + 0,007VaVs \\
 & - 0,008VaN + 0,001TVs + 0,003TN - 0,001VsN
 \end{aligned} \quad (6.16)$$

Tabela 6.8 – Análise de Componentes Principais para as respostas ponderadas

Autovalores	0,486	0,005	0,003	0,002	0,000	0,000
Explicação	0,981	0,009	0,005	0,003	0,001	0,000
Acumulado	0,981	0,990	0,996	0,999	1,000	1,000
Autovetores	PC1*	PC2*	PC3*	PC4*	PC5*	PC6*
$0,75 \cdot Z(W)$	0,998	0,003	-0,049	0,042	0,019	0,001
$0,05 \cdot Z(P)$	0,032	-0,465	0,396	0,043	-0,663	-0,430
$0,05 \cdot Z(R)$	0,032	0,576	0,297	-0,209	-0,551	0,481
$0,05 \cdot Z(D)$	0,004	-0,630	0,158	0,082	0,053	0,754
$0,05 \cdot Z(TD)$	0,029	0,139	0,853	0,075	0,486	-0,105
$0,05 \cdot Z(\eta)$	-0,041	0,188	-0,031	0,970	-0,132	0,067

Dados extraídos da matriz de variância-covariância

Tabela 6.9 – Dados utilizados no cálculo dos alvos para os componentes principais das respostas ponderadas

	W	P	R	D	TD	η
Média	10,849	1,541	2,627	29,522	3,341	90,925
Desvio-padrão	1,735	0,334	0,277	5,858	0,511	1,675
Alvo	12,210	0,860	3,332	16,400	4,281	91,354
Objetivo	Max	Min	Max	Min	Max	Max
Padronização	0,785	-2,038	2,544	-2,240	1,841	0,256
Autovalor $PC1^*$	0,998	0,032	0,032	0,004	0,029	-0,041
Autovalor $PC2^*$	0,003	-0,465	0,576	-0,630	0,139	0,188
Autovalor $PC3^*$	-0,049	0,396	0,297	0,158	0,853	-0,031

Para o cálculo dos alvos para os componentes principais, foram utilizadas as informações da **Tabela 6.9** conjuntamente com a Eq. (2.12), resultando nos valores de 0,832 para $PC1^*$, 4,131 para $PC2^*$ e 1,119 para $PC3^*$. Como os valores calculados para os alvos dos componentes dependem dos alvos fixados para as respostas originais, a determinação destes últimos foi feita por meio da otimização individual de suas respectivas funções objetivo, semelhantemente aos valores estabelecidos na seção 6.5. No entanto, para a otimização global do processo de soldagem de revestimento, é importante ressaltar que os alvos para todas as respostas foram determinados levando-se em consideração as restrições impostas para a qualidade superficial dos cordões.

Com o desenvolvimento dos modelos para os componentes principais e o cálculo dos seus alvos, chega-se à formulação para o EQMM_p, escrita conforme a Eq. (6.17) a seguir:

$$\begin{aligned}
Min \quad EQMM_{PT} = & \frac{0,981}{0,996} \cdot \left[(PC1^* - 0,832)^2 + 0,486 \right] \\
& + \frac{0,009}{0,996} \cdot \left[(PC2^* - 4,131)^2 + 0,005 \right] \\
& + \frac{0,005}{0,996} \cdot \left[(PC3^* - 1,119)^2 + 0,003 \right]
\end{aligned} \tag{6.17}$$

$$s. a.: E \geq 4$$

$$S \geq 8$$

$$Va^2 + T^2 + Vs^2 + N^2 \leq 4,0$$

onde: $EQMM_{PT}$ – Erro Quadrático Médio Multivariado Ponderado Global

$PC1^*, PC2^*, PC3^*$ – Funções objetivo definidas nas Eqs. (6.14) – (6.16)

E, S – Funções definidas para a qualidade superficial, Eqs. (6.8) e (6.9)

$Va^2 + T^2 + Vs^2 + N^2 \leq 4,0$ – Restrição esférica para o arranjo CCD

Para a solução da formulação anterior, o problema de otimização também foi programado no *Microsoft Excel®*, versão 2010, e no caso do Erro Quadrático Médio Multivariado Ponderado, o algoritmo empregado para a identificação do ponto de ótimo foi o Algoritmo Genético, como já comentado. Com isso, configurando o Algoritmo Genético através do suplemento *solver* e de acordo com os parâmetros da **Tabela 6.10**, foram identificadas as seguintes soluções Pareto-ótimas para as respostas: $W^* = 12,16$ mm, $P^* = 0,96$ mm, $R^* = 3,28$ mm, $D^* = 16,92\%$, $TD^* = 3,54$ kg/h, $\eta^* = 89,08\%$. Estes valores, aplicados na Eq. (3.2), resultaram em um erro percentual global igual a 0,3595 para esta primeira otimização.

Todas as outras combinações de pesos foram analisadas empregando a rotina de cálculos desenvolvida nos parágrafos anteriores. Sendo assim, ao final dessas operações, os resultados obtidos foram reunidos para compor a matriz experimental para os pesos, representada na **Tabela 6.11** e necessária para a realização dos passos seguintes deste método.

Tabela 6.10 – Parâmetros configurados no Algoritmo Genético

Parâmetros	Valores
Iterações	1.000
Convergência	0,0001
Tamanho da população	150
Taxa de mutação	0,10

Tabela 6.11 – Matriz experimental para os pesos

Teste	Pesos						Respostas ótimas						EPG
	w_1	w_2	w_3	w_4	w_5	w_6	W^*	P^*	R^*	D^*	TD^*	η^*	
1	0,75	0,05	0,05	0,05	0,05	0,05	12,16	0,96	3,28	16,92	3,54	89,08	0,3595
2	0,40	0,40	0,05	0,05	0,05	0,05	11,98	0,87	3,29	16,44	3,45	88,93	0,2615
3	0,40	0,05	0,40	0,05	0,05	0,05	11,90	0,99	3,33	17,13	3,75	88,80	0,3793
4	0,40	0,05	0,05	0,40	0,05	0,05	11,96	0,90	3,32	16,50	3,62	88,78	0,2655
5	0,40	0,05	0,05	0,05	0,40	0,05	10,81	1,46	3,21	22,53	4,16	89,11	1,2737
6	0,40	0,05	0,05	0,05	0,05	0,40	11,56	1,10	2,99	20,52	2,96	90,28	1,0018
7	0,05	0,75	0,05	0,05	0,05	0,05	11,65	0,86	3,29	16,65	3,47	88,84	0,2926
8	0,05	0,40	0,40	0,05	0,05	0,05	11,69	0,91	3,33	16,70	3,69	88,63	0,2916
9	0,05	0,40	0,05	0,40	0,05	0,05	11,84	0,87	3,30	16,46	3,51	88,81	0,2579
10	0,05	0,40	0,05	0,05	0,40	0,05	11,09	1,05	3,30	18,28	3,93	88,56	0,5543
11	0,05	0,40	0,05	0,05	0,05	0,40	8,61	1,13	2,95	21,44	3,34	90,85	1,2591
12	0,05	0,05	0,75	0,05	0,05	0,05	11,66	0,98	3,33	17,18	3,80	88,62	0,3762
13	0,05	0,05	0,40	0,40	0,05	0,05	11,65	0,92	3,33	16,80	3,72	88,61	0,3081
14	0,05	0,05	0,40	0,05	0,40	0,05	11,21	1,19	3,29	19,31	4,03	88,73	0,7420
15	0,05	0,05	0,40	0,05	0,05	0,40	11,73	1,13	3,31	18,37	3,86	88,93	0,6025

Tabela 6.11 – Matriz experimental para os pesos (continuação)

Teste	Pesos						Respostas ótimas						EPG
	w_1	w_2	w_3	w_4	w_5	w_6	W^*	P^*	R^*	D^*	TD^*	η^*	
16	0,05	0,05	0,05	0,75	0,05	0,05	11,91	0,89	3,32	16,45	3,60	88,76	0,2557
17	0,05	0,05	0,05	0,40	0,40	0,05	11,15	1,15	3,30	19,06	4,01	88,66	0,6940
18	0,05	0,05	0,05	0,40	0,05	0,40	8,73	1,09	3,01	20,46	3,32	90,54	1,1274
19	0,05	0,05	0,05	0,05	0,75	0,05	10,01	1,78	2,94	28,74	4,28	89,95	2,1423
20	0,05	0,05	0,05	0,05	0,40	0,40	9,86	1,81	2,83	30,26	4,26	90,31	2,3081
21	0,05	0,05	0,05	0,05	0,05	0,75	8,67	1,39	2,78	26,70	3,61	91,33	1,8568
22	0,17	0,17	0,17	0,17	0,17	0,17	11,76	0,95	3,33	16,89	3,75	88,65	0,3284
23	0,46	0,11	0,11	0,11	0,11	0,11	12,15	0,94	3,29	16,73	3,55	89,02	0,3221
24	0,11	0,46	0,11	0,11	0,11	0,11	11,83	0,86	3,30	16,49	3,48	88,85	0,2651
25	0,11	0,11	0,46	0,11	0,11	0,11	11,68	1,02	3,33	17,46	3,84	88,67	0,4289
26	0,11	0,11	0,11	0,46	0,11	0,11	11,84	0,90	3,32	16,53	3,64	88,71	0,2663
27	0,11	0,11	0,11	0,11	0,46	0,11	10,08	1,70	3,00	27,13	4,28	89,75	*
28	0,11	0,11	0,11	0,11	0,11	0,46	8,47	1,25	2,86	23,91	3,57	91,27	1,5256
29	0,17	0,17	0,17	0,17	0,17	0,17	11,73	0,97	3,33	17,01	3,77	88,64	0,3486
30	0,17	0,17	0,17	0,17	0,17	0,17	11,67	0,95	3,33	16,96	3,76	88,61	0,3373

6.5.4. Passo 4: Modelagem do erro percentual global

Partindo-se das informações enumeradas na **Tabela 6.11**, estabeleceu-se um polinômio de misturas de segunda ordem para o erro percentual global, também utilizando como ferramentas as técnicas da MSR. A Eq. (6.18) apresenta a função desenvolvida, caracterizando o modelo de misturas em seu formato completo. Uma observação relevante sobre a modelagem dessa equação diz respeito ao valor calculado para o erro percentual global na condição 27 do arranjo de misturas. Optou-se pela remoção deste dado para evitar problemas quanto à normalidade e à aleatoriedade dos resíduos da função.

$$\begin{aligned}
 EPG = & 0,422 w_1 + 0,504 w_2 + 0,832 w_3 + 0,409 w_4 + 3,460 w_5 \\
 & + 2,550 w_6 - 1,637 w_1 w_2 - 0,897 w_1 w_3 - 1,452 w_1 w_4 \\
 & - 0,876 w_1 w_5 - 1,746 w_1 w_6 - 1,312 w_2 w_3 - 1,213 w_2 w_4 \\
 & - 6,447 w_2 w_5 + 0,655 w_2 w_6 - 1,025 w_3 w_4 - 5,137 w_3 w_5 \\
 & - 4,927 w_3 w_6 - 5,154 w_4 w_5 - 0,268 w_4 w_6 + 1,716 w_5 w_6
 \end{aligned} \tag{6.18}$$

onde: EPG – Erro percentual global

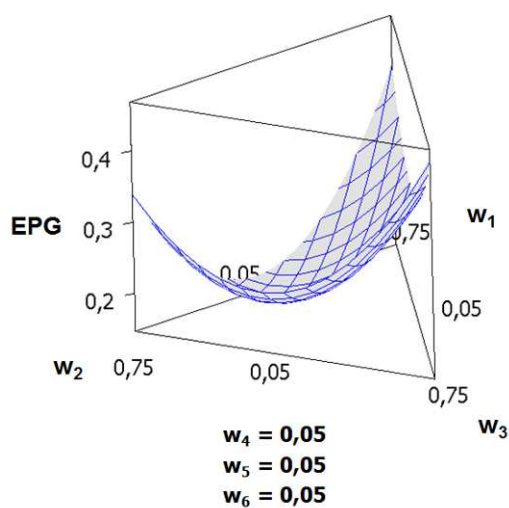
$w_1, w_2, w_3, w_4, w_5, w_6$ – Pesos das respostas

Os resultados da ANOVA para a Eq. (6.18) também se mostraram significativos, com um p -value de regressão inferior a 5% de significância e o $R^2(adj.)$ indicando uma representatividade de 89,40% para o modelo.

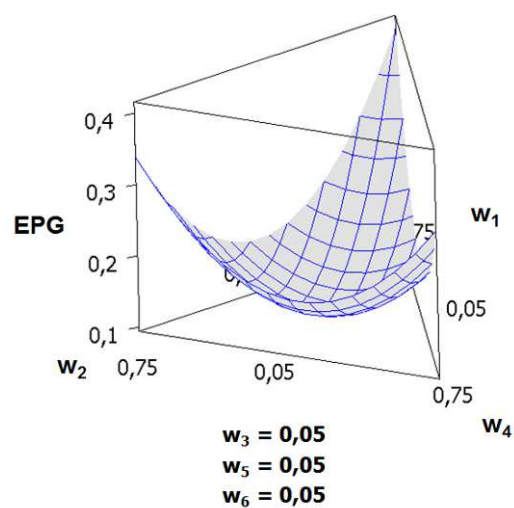
A **Figura 6.29** ilustra alguns dos gráficos de superfície de resposta construídos para a função desenvolvida, evidenciando, assim como na análise da seção 6.5, a existência de uma região onde o erro percentual global foi mínimo.

6.5.5. Passo 5: Identificação dos pesos ótimos

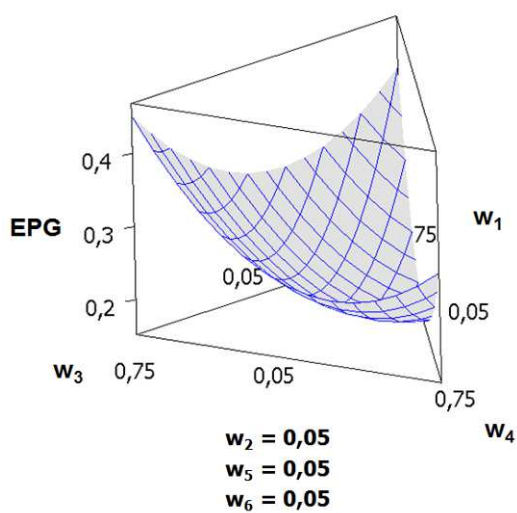
Tendo-se realizado todas as etapas anteriores, o procedimento para a identificação dos pesos ótimos na otimização global da soldagem de revestimento, considerando as múltiplas respostas correlacionadas, foi concluído resolvendo-se o problema formulado de acordo com a Eq. (6.19). Para esta solução, recorreu-se novamente ao *Microsoft Excel®* para a programação do problema e o algoritmo GRG foi utilizado para a determinação do ponto de ótimo.



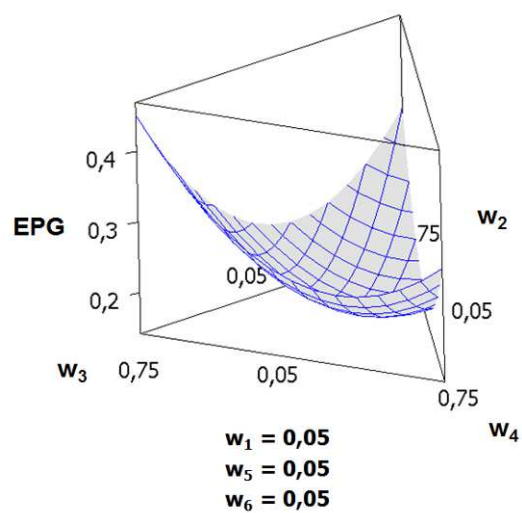
(a)



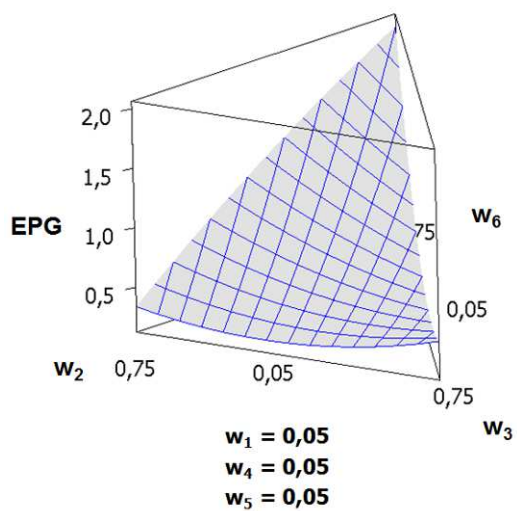
(b)



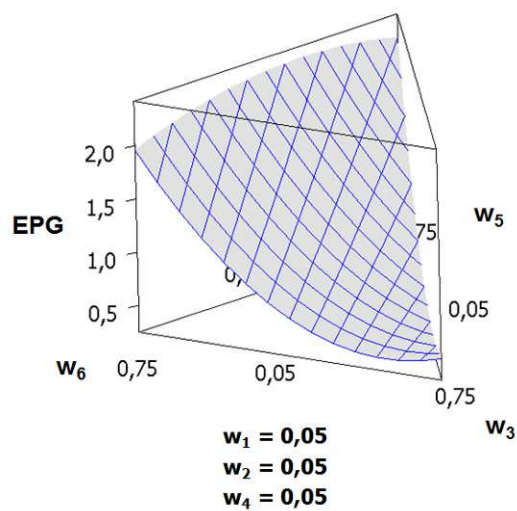
(c)



(d)



(e)



(f)

Figura 6.29 – Superfícies de resposta para o erro percentual global

$$\begin{aligned}
\text{Min } EPG = & 0,422w_1 + 0,504w_2 + 0,832w_3 + 0,409w_4 + 3,460w_5 \\
& + 2,550w_6 - 1,637w_1w_2 - 0,897w_1w_3 - 1,452w_1w_4 \\
& - 0,876w_1w_5 - 1,746w_1w_6 - 1,312w_2w_3 - 1,213w_2w_4 \\
& - 6,447w_2w_5 + 0,655w_2w_6 - 1,025w_3w_4 - 5,137w_3w_5 \\
& - 4,927w_3w_6 - 5,154w_4w_5 - 0,268w_4w_6 + 1,716w_5w_6 \\
\text{s. a.: } & w_1, w_2, w_3, w_4, w_5, w_6 \geq 0,05 \\
& w_1, w_2, w_3, w_4, w_5, w_6 \leq 0,95 \\
& w_1 + w_2 + w_3 + w_4 + w_5 + w_6 = 1
\end{aligned} \tag{6.19}$$

Feito isso, foram obtidos os valores ótimos de **0,27** para w_1 , **0,29** para w_2 , **0,05** para w_3 , **0,30** para w_4 , **0,05** para w_5 e **0,05** para w_6 , o que significa que a solução Pareto-ótima mais eficiente para a otimização do processo de revestimento do aço carbono ABNT 1020 com o aço inoxidável ABNT 316L ocorre para esta combinação de pesos. Estes resultados ótimos, em termos do processo de soldagem, encontram-se detalhados na **Tabela 6.12** e são alcançados quando os parâmetros de entrada são configurados da seguinte maneira: $Va = 9,2$ m/min; $T = 26,5$ V; $Vs = 25,9$ cm/min; $N = 23,1$ mm.

Tabela 6.12 – Otimização da soldagem de revestimento do aço carbono ABNT 1020 com o aço inoxidável ABNT 316L utilizando os pesos ótimos

	Geometria				Produtividade		Qualidade	
	W	P	R	D	TD	η	E	S
Ponto de ótimo	12,09	0,90	3,30	16,46	3,53	88,92	5	8
Alvo	12,21	0,86	3,33	16,40	4,28	91,35	-	-
Objetivo	max	min	max	min	max	max	≥ 4	≥ 8
Unidades	mm	mm	mm	%	kg/h	%	nota	nota

Analisando os resultados quanto aos graus de importância das respostas, constatou-se que o MPCM qualificou a largura, a penetração e a diluição como as características mais importantes, atribuindo para elas praticamente o mesmo peso. Este fato foi de acordo com o que se esperava para o processo de revestimento de aços carbono com aços inoxidáveis, uma vez que os aspectos teóricos discutidos na literatura colocam a diluição como uma das respostas mais importantes para esta aplicação de soldagem. Nesse contexto, a coerência com o resultado para a penetração existe no sentido de que a obtenção de percentuais mínimos de diluição depende diretamente de níveis mínimos obtidos também para a penetração. Em relação à largura do cordão, um maior grau de importância para esta resposta condiz com a

necessidade de depositar cordões mais largos, visando o recobrimento de uma região de interesse com um menor número de passes.

Apesar do MPCM ter caracterizado as respostas mais importantes de acordo com o que se esperava, o seu elemento diferencial está na quantidade dos pesos alocados para cada característica, pois estes se definem como variáveis quantitativas fundamentais para o cálculo e identificação do resultado mais eficiente para o processo otimizado. No que diz respeito às demais respostas, tanto a produtividade quanto o reforço foram otimizados com pesos mínimos. Entretanto, embora tenham recebido os menores graus de importância, os valores ótimos para o reforço, para a taxa de deposição e para o rendimento do processo foram considerados satisfatórios. No caso do reforço, por exemplo, o fato de ser otimizado com o peso mínimo não impediu que o seu resultado se estabelecesse próximo ao alvo.

Portanto, de maneira análoga ao que ocorreu na otimização da seção 6.5, o perfil geométrico ótimo para o cordão de revestimento (**Figura 6.30**), definido pelos dados da **Tabela 6.12** e agora numa abordagem mais completa do objeto de estudo, também se mostrou num formato adequado para este tipo de operação, o que aponta novamente para uma boa funcionalidade do método desenvolvido.

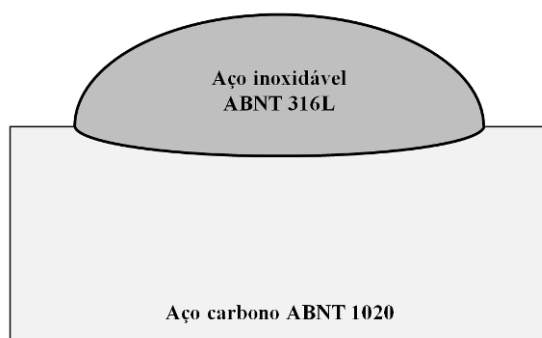


Figura 6.30 – Perfil geométrico do cordão de revestimento obtido com os pesos ótimos

A **Figura 6.31** ilustra alguns gráficos de contorno da função erro percentual global, indicando as localizações dos pesos ótimos sobre a região de mínimo erro. Já a **Figura 6.32** apresenta a região viável definida para o problema. Como se observa, em consequência da quantidade de respostas otimizadas, esta região ficou bastante limitada em relação aos níveis dos parâmetros de soldagem. Isto dificultou a construção das fronteiras de Pareto para esta fase do método experimental. No entanto, o Método dos Polinômios Canônicos de Misturas foi capaz de localizar a solução mais eficiente dentro da região viável especificada, tal como ilustrado na **Figura 6.32**.

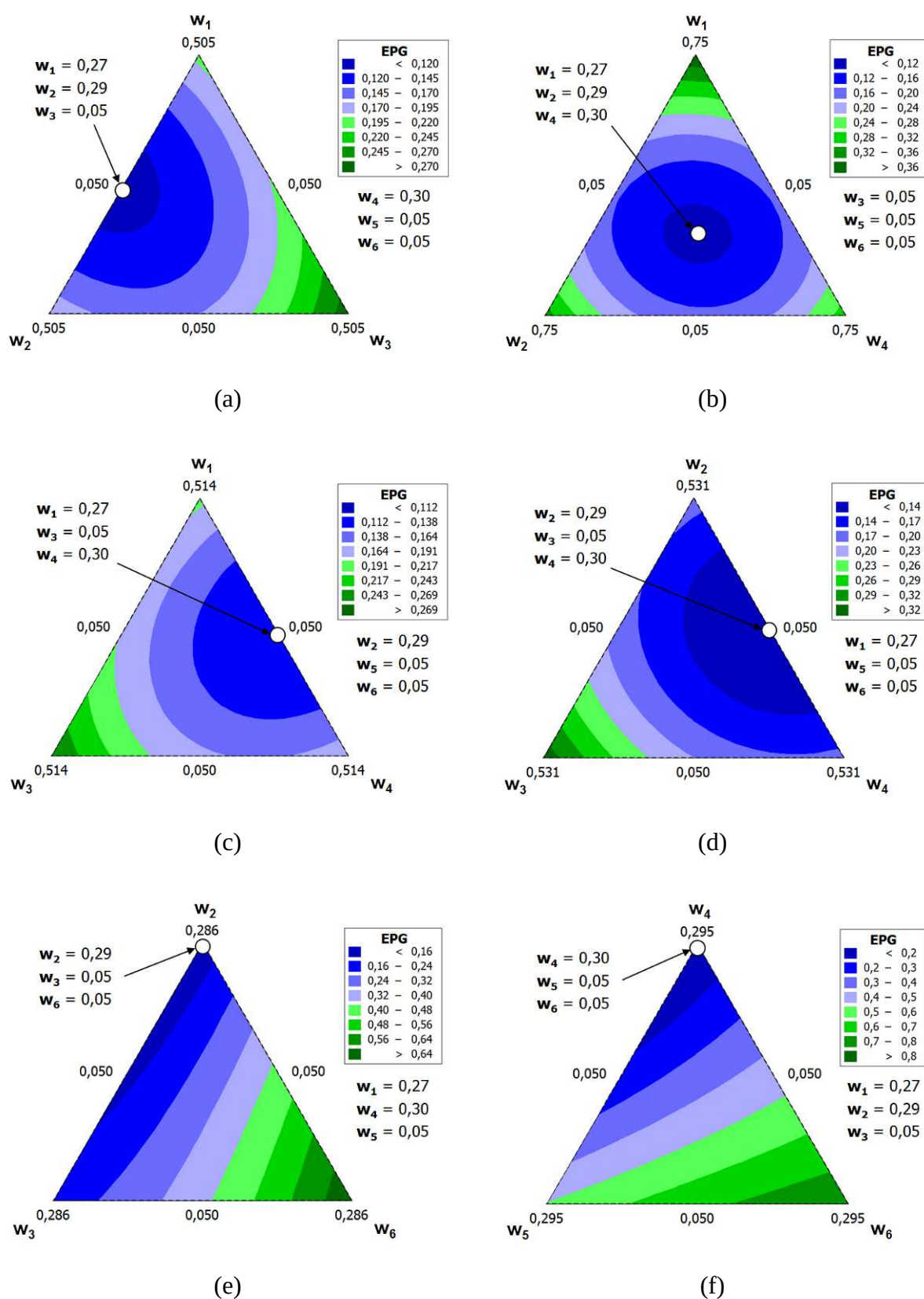


Figura 6.31 – Gráficos de contorno para o erro percentual global e localização dos pesos ótimos

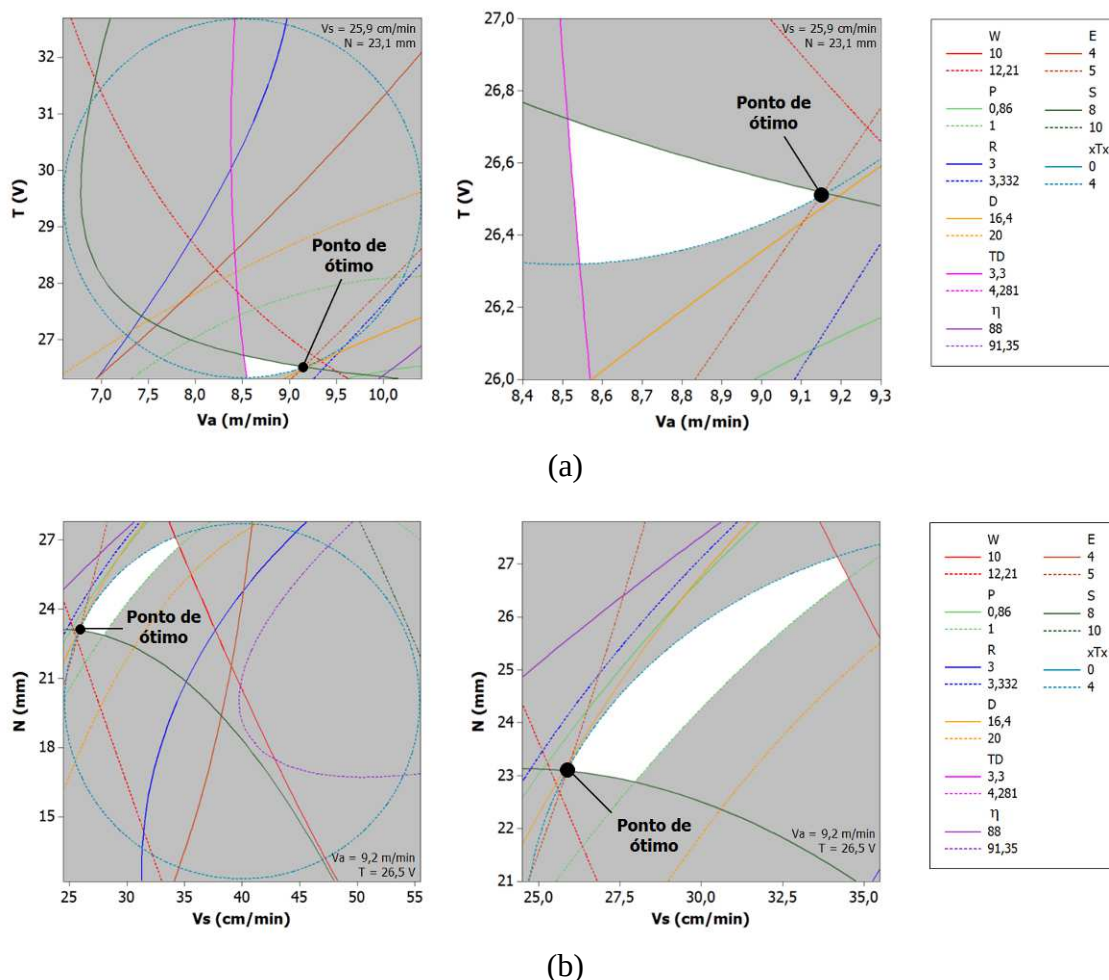


Figura 6.32 – Região viável especificada para o problema de otimização

6.6. Considerações finais

Os resultados discutidos nas seções anteriores descreveram a aplicação do Método dos Polinômios Canônicos de Misturas na otimização multi-objetivo de um processo de fabricação, neste caso, a soldagem de revestimento de aços carbono com aços inoxidáveis. A partir das informações obtidas com a MSR, na segunda fase do método experimental, o comportamento das múltiplas respostas foi analisado em função das variações provocadas nos parâmetros de entrada do processo, evidenciando, assim, a necessidade quanto à sua otimização global. Com isso, foram desenvolvidas as fases 3 e 4 deste estudo, onde o método proposto foi aplicado para a otimização da soldagem de revestimento considerando os cenários de múltiplas respostas independentes e múltiplas respostas correlacionadas. Em ambos os casos, os resultados apontaram para uma boa funcionalidade do MPCM, uma vez que a solução Pareto-ótima mais eficiente pôde ser estabelecida a partir de uma combinação de pesos que propiciou o menor erro global entre os múltiplos objetivos.

7. CONCLUSÕES

No contexto da otimização multi-objetivo dos processos de manufatura, sobretudo em relação ao conjunto de ferramentas de análise empregado para esta finalidade, o presente trabalho foi desenvolvido com o objetivo de propor um novo método para a identificação da ponderação ótima para as múltiplas características otimizadas. Por meio de uma análise criteriosa dos trabalhos da literatura voltados para este tema, ficou constatado a existência de um campo para potenciais contribuições, o que fez da relevância quanto à identificação dos pesos ótimos, juntamente com a complexidade observada quando os múltiplos objetivos se mostram significativamente correlacionados, os elementos motivacionais para a realização desta pesquisa. Dessa forma, foi proposto o Método dos Polinômios Canônicos de Misturas para a identificação dos pesos ótimos que, em suma, contempla a realização de experimentos de misturas (nos quais os pesos são os componentes da mistura), o cálculo de um erro global entre as soluções Pareto-ótimas e a modelagem e minimização desta função erro. A otimização de um processo de soldagem de revestimento de aços carbono com aços inoxidáveis foi utilizada como aplicação prática para desenvolver os passos do método proposto e, para este mesmo objeto de estudo, sua funcionalidade quanto à otimização de múltiplas respostas independentes (MPCM-I) e múltiplas respostas correlacionadas (MPCM-II) foi verificada. Sendo assim, levando-se em consideração todas as discussões apresentadas nos capítulos anteriores, principalmente para os resultados observados com a aplicação prática do método, conclui-se que o Método dos Polinômios Canônicos de Misturas foi desenvolvido e aplicado com êxito, uma vez que os pesos ótimos obtidos com o MPCM-I e MPCM-II resultaram em uma condição ótima para a soldagem de revestimento na qual a solução mais eficiente representou o ponto de mínimo erro do arranjo de misturas.

Portanto, a partir dos objetivos específicos enumerados no Capítulo 1, podem ser estabelecidas as seguintes considerações:

1. Em relação às outras estratégias de ponderação observadas na literatura, o MPCM se diferencia por apresentar três características principais: primeiramente, trata-se de uma abordagem experimental, diferentemente dos outros métodos, que se baseiam em ferramentas interativas e/ou iterativas; em segundo lugar, por ser fundamentado na modelagem e otimização de uma função erro não-linear, o método proposto independe dos elementos subjetivos comuns das abordagens convencionais; por fim, apresenta uma

alternativa para a ponderação ótima de múltiplas respostas correlacionadas, já que este se caracteriza como um elemento ainda escasso na literatura.

2. Todos os modelos matemáticos desenvolvidos pela Metodologia de Superfície de Resposta, tanto para as funções objetivo das respostas otimizadas, quanto para a função erro percentual global ou para os componentes principais, se mostraram como expressões confiáveis para a análise e otimização do objeto de estudo. Os resultados estatísticos para estas funções apresentaram um nível de confiança superior a 95% para todos os modelos e a representatividade das equações foi superior a 80% para a maioria deles.
3. A análise do comportamento da soldagem de revestimento, sob o ponto de vista dos efeitos principais e efeitos das interações entre os parâmetros, além de esclarecer informações relevantes para um adequado controle do processo, permitiu visualizar os conflitos de interesse existente entre as múltiplas variáveis. Todos os parâmetros de soldagem foram significativos. No entanto, como os seus níveis de influência foram diferentes entre as respostas, com pontos de ótimo individuais levando a configurações distintas do processo, comprovou-se a necessidade de sua otimização multi-objetivo.
4. A função erro percentual global, utilizada como critério de avaliação das soluções Pareto-ótimas no arranjo de misturas, se definiu como um indicador adequado, possibilitando sua modelagem através de um polinômio de misturas quadrático que delimitou uma região de mínimo erro para as combinações de pesos analisadas.
5. A estratégia para a identificação dos pesos ótimos, representada pela minimização não-linear do modelo obtido para o erro percentual global, também operou de maneira satisfatória, identificando as soluções mais viáveis nas regiões de mínimo erro da função, tal como ilustrado nas figuras do Capítulo 6.
6. Para o cenário de otimização de múltiplas respostas independentes, os resultados alcançados com o MPCM também permitiram a visualização dos pesos ótimos ao longo das fronteiras de Pareto do problema, localizando o ponto mais eficiente frente às inúmeras possibilidades. O mesmo resultado, porém, não pôde ser estabelecido para a condição de múltiplas respostas correlacionadas, em função da região viável ter ficado consideravelmente restrita como consequência de uma maior quantidade de respostas otimizadas. No entanto, mesmo diante deste cenário, o método proposto foi capaz de identificar a melhor solução dentro dos limites especificados para o processo de soldagem.

7. Quanto aos resultados ótimos analisados sob o aspecto prático do processo, para ambos os cenários, as soluções mais eficientes geraram um cordão de revestimento otimizado com as características desejadas para estas operações, principalmente em relação ao seu perfil geométrico. Sendo assim, para o MPCM-I, a melhor solução Pareto-ótima ficou definida pelos seguintes parâmetros: $W = 13,36$ mm (peso ótimo **0,26**); $P = 0,83$ mm (peso ótimo **0,64**); $R = 3,27$ mm (peso ótimo **0,05**) e $D = 16,66\%$ (peso ótimo **0,05**), obtidos com uma $Va = 9,0$ m/min; $T = 28,4$ V; $Vs = 22,4$ cm/min e $N = 23,9$ mm. Para o MPCM-II, que se propôs a uma abordagem mais completa do objeto de estudo, obteve-se um cordão sem defeito ($E = 5$ e $S = 8$) com os seguintes resultados: $W = 12,09$ mm (peso ótimo **0,27**); $P = 0,90$ mm (peso ótimo **0,29**); $R = 3,30$ mm (peso ótimo **0,05**), $D = 16,46\%$ (peso ótimo **0,30**), $TD = 3,53$ kg/h (peso ótimo **0,05**) e $\eta = 88,92\%$ (peso ótimo **0,05**), para uma $Va = 9,2$ m/min; $T = 26,5$ V; $Vs = 25,9$ cm/min e $N = 23,1$ mm.

7.1. Contribuições do trabalho

A principal contribuição desta pesquisa, de acordo com o que foi destacado ao longo de todo o trabalho, se refere à proposição de um método estruturado, diferenciado em relação às técnicas encontradas na literatura, para a identificação de pesos ótimos em problemas multi-objetivo. Como alguns desses elementos diferenciais, destacam-se a independência do método de análises subjetivas provenientes dos tomadores de decisão, a alternativa para sua aplicação na otimização de múltiplas características correlacionadas e a possibilidade de visualização do resultado ótimo na fronteira de Pareto do problema, sendo esta última uma informação de grande relevância para uma gestão mais eficiente dos processos.

Além disso, pode-se afirmar que o método proposto promove o máximo atingimento entre os múltiplos objetivos, ou seja, entre um conjunto de soluções Pareto-ótimas, consegue identificar o melhor ponto de ótimo. Outro ponto importante diz respeito ao privilégio dos ótimos individuais dado pelo método para o processo de soldagem analisado, uma vez que os alvos das respostas foram definidos a partir da otimização individual das funções objetivo (pontos de ancoragem da fronteira de Pareto). Uma última observação se refere ao desenvolvimento do MPCM a partir de experimentos planejados por arranjos de misturas. Dessa forma, evidencia-se a versatilidade desses tipos de arranjos, podendo ser utilizados para os mais diversos tipos de problemas e como uma ferramenta importante no auxílio para tomadas de decisões.

Portanto, conforme mencionado no Capítulo 3, espera-se que o Método dos Polinômios Canônicos de Misturas possa ser aplicável a diferentes processos industriais, contribuindo, através de seus resultados, para as suas melhorias sob o ponto de vista operacional e também tecnológico.

Ao longo do desenvolvimento dessa pesquisa nos últimos anos, alguns dos resultados aqui discutidos, juntamente com outras aplicações e trabalhos paralelos realizados dentro da linha de pesquisa “Otimização e Controle de Processos de Manufatura”, puderam ser convertidos em publicações de artigos em periódicos e anais de congressos, de caráter nacional e internacional e de relevância significativa nas respectivas áreas de atuação. Assim, este pequeno acervo de publicações, que se encontra relacionado ao final deste documento, também se mostra como uma importante contribuição do presente trabalho.

7.2. Sugestões para estudos futuros

A partir da proposição do MPCM, as pesquisas futuras vislumbram a melhoria e a consolidação da estratégia desenvolvida. Assim, as sugestões para estes estudos podem ser direcionados para os seguintes tópicos:

- Aplicação do método proposto na otimização de outros processos industriais, visando verificar sua funcionalidade em outros contextos e em operações diferentes.
- Utilização de outros critérios para avaliação das soluções Pareto-ótimas no arranjo de misturas, avaliando seus impactos na localização das soluções mais viáveis e também comparando seus resultados em relação à função erro percentual global.
- Comparação, em um mesmo problema, do método proposto com outras ferramentas da literatura, como as abordagens de Bath *et al.* (2004), Huang *et al.* (2006) ou Zou *et al.* (2012).

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- ANJOS, M. A.; VILAR, R. e QIU, Y. Y. Laser cladding of ASTM S31254 stainless steel on a plain carbon steel substrate. *Surface & Coatings Technology*, v. 92, n. 1-2, p. 142-149, 1997.
- ARDAKANI, M. K. e NOOROSSANA, R. A new optimization criterion for robust parameter design – the case of target is best. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, v. 38, n. 9-10, p. 851-859, 2008.
- BALASUBRAMANIAN, V.; LAKSHMINARAYANAN, A. K.; VARAHAMOORTHY, R. e BABU, S. Application of response surface methodology to prediction of dilution in plasma transferred arc hardfacing of stainless steel on carbon steel. *International Journal of Iron and Steel Research*, v. 16, n. 1, p. 44-53, 2009.
- 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.
- BATH, S. K.; DHILLON, J. S. e KOTHARI, D. P. Fuzzy satisfying stochastic multi-objective generation scheduling by weightage pattern search methods. *Electric Power Systems Research*, v. 69, n. 2-3, p. 311-320, 2004.
- BOX, G. E. P. e DRAPER, N. R. *Empirical Model-Building and Response Surfaces*. John Wiley & Sons, 1987, 650 p.
- BRAR, Y. S.; DHILLON, J. S. e KOTHARI, D. P. Multiobjective load dispatch by fuzzy logic based searching weightage pattern. *Electric Power Systems Research*, v. 63, n. 2, p. 149-160, 2002.
- BRATCHELL, N. Multivariate Response Surface Modelling by Principal Components Analysis. *Journal of Chemometrics*, v. 3, n. 4, p. 579-588, 1989.
- BUSACCA, G. P., MARSEGUERRA, M. e ZIO, E. Multi-objective optimization by genetic algorithms: application to safety systems. *Reliability Engineering & System Safety*, v. 72, n. 1, p. 59-74, 2001.
- CH'NG, C. K.; QUAH, S. H. e LOW, H. C. Index Cpm in multiple response optimization. *Quality Engineering*, v. 17, n. 1, p. 165-171, 2005.
- CHEN, M. C. e FAN, S. K. S. Tolerance evaluation of minimum zone straightness using non-linear programming techniques: a spreadsheet approach. *Computers & Industrial Engineering*, v. 43, n. 3, p. 437-453, 2002.
- CHEN, R.; ZHANG, Z.; FENG, C.; HU, K.; LI, M.; LI, Y.; SHIMIZU, K.; CHEN, N. e SUGIURA, N. Application of simplex-centroid mixture design in developing and optimizing ceramic adsorbent for As(V) removal from water solution. *Microporous and Mesoporous Materials*, v. 131, n. 1-3, p. 115-121, 2010.
- CHIAO, C. H. e HAMADA, M. Analyzing experiments with correlated multiple responses. *Journal of Quality Technology*, v. 33, n. 4, p. 451-465, 2001.

CORNELL, J. *Experiments with mixtures: designs, models, and the analysis of mixture data*. 3 ed. New York: John Wiley & Sons, 2002, 649 p.

CORRÊA, C. A.; BRAGA, E. M. e TREVISAN, R. E. Influência dos parâmetros da soldagem MIG pulsado e convencional nas características econômicas de revestimento. *Soldagem & Inspeção*, Suplemento Técnico, ano 6, n. 4, p. 1-9, 2000.

CORREIA, D. S.; GONÇALVES, C. V.; CUNHA JUNIOR, S. S. e FERRARESI, V. A. Comparison between genetic algorithms and response surface methodology in GMAW welding optimization. *Journal of Materials Processing Technology*, v. 160, n. 1, p. 70-76, 2005.

DEL CASTILLO, E. *Process optimization: a statistical approach*. New York: Springer, 2007, 480 p.

DERRINGER, G. e SUICH, R. Simultaneous optimization of several response variables. *Journal of Quality Technology*, v. 12, n. 4, p. 214–219, 1980.

EL-SAWY, A. A. e ABDALLA, H. S. A hybrid approach for machining process optimization using multiple experts data. *Computers & Industrial Engineering*, v. 37, n. 1-2, p. 445-448, 1999.

FERRIERE, A.; BAUTISTA, C. S.; RODRIGUEZ, G. P. e VAZQUEZ, A. J. Corrosion resistance of stainless steel coatings elaborated by solar cladding process. *Solar Energy*, v. 80, n. 10, p. 1338-1343, 2006.

FORTES, C. *Arames Tubulares OK*. Apostila ESAB, 2004. Disponível em: http://www.esab.com.br/br/por/Instrucao/biblioteca/upload/1901098rev0_ApostilaAramesTubulares.pdf. Acesso em: 01/04/2013.

FRIESZ, T. L.; ANANDALINGAM, G.; MEHTA, N. J.; NAM, K.; SHAH, S. J. e TOBIN, R. L. The multiobjective equilibrium network design problem revisited: A simulated annealing approach. *European Journal of Operational Research*, v. 65, n. 1, p. 44-57, 1993.

GHOSH, P. K.; GUPTA, P. C. e GOYAL, V. K. Stainless steel cladding of structural steel plate using the pulsed current GMAW process. *Welding Journal*, v. 77, n. 7, p. 307-314, 1998.

GOMES, J. H. F. *Análise e otimização da soldagem de revestimento de chapas de aço ABNT 1020 com utilização de arame tubular inoxidável austenítico*. 2010. 120 p. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Produção) – Instituto de Engenharia de Produção e Gestão, Universidade Federal de Itajubá, Itajubá. 2010.

GOMES, J. H. F.; PAIVA, A. P.; COSTA, S. C.; BALESTRASSI, P. P. e PAIVA, E. J. Weighted Multivariate Mean Square Error for processes optimization: A case study on flux-cored arc welding for stainless steel claddings. *European Journal of Operational Research*, v. 226, n. 3, p. 522-535, 2013.

GOMES, J. H. F.; SALGADO Jr., A. R.; PAIVA, A. P.; FERREIRA, J. R.; COSTA, S. C. e BALESTRASSI, P. P. Global Criterion Method based on Principal Components to the Optimization of Manufacturing Processes with Multiple Responses. *Strojniški vestnik - Journal of Mechanical Engineering*, v. 58, n. 5, p. 345-353, 2012.

GOVINDALURI, S. M. e CHO, B. R. Robust design modeling with correlated quality characteristics using a multicriteria decision framework. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, v. 32, n. 5-6, p. 423-433, 2007.

GRZYBOWSKI, A. Z. Note on a new optimization based approach for estimating priority weights and related consistency index. *Expert Systems with Applications*, v. 39, n. 14, p. 11699-11708, 2012.

HUANG, H. Z.; GU, Y. K. e DU, X. An interactive fuzzy multi-objective optimization method for engineering design. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, v. 19, n. 5, p. 451-460, 2006.

HUANG, J.; FADEL, G. M.; BLOUIN, V. Y. e GRUJICIC, M. Bi-objective optimization design of functionally gradient materials. *Materials & Design*, v. 23, n. 7, p. 657-666, 2002.

JEFFUS, L. *Welding: principles and applications*. 5 ed. Australia: Delmar Learning, 2004, 904 p.

JIN, H. e WONG, M. L. Adaptive, convergent, and diversified archiving strategy for multiobjective evolutionary algorithms. *Expert Systems with Applications*, v. 37, n. 12, p. 8462-8470, 2010.

JOHNSON, R. A. e WICHERN, D. *Applied Multivariate Statistical Analysis*. 6 ed. New Jersey: Prentice-Hall, 2007, 800 p.

JUNG, H. W. e CHOI, B. Optimization models for quality and cost of modular software systems. *European Journal of Operational Research*, v. 112, n. 3, p. 613-619, 1999.

KANNAN, T. e MURUGAN, N. Effect of flux cored arc welding process parameters on duplex stainless steel clad quality. *Journal of Materials Processing Technology*, v. 176, n. 1-3, p. 230-239, 2006a.

KANNAN, T. e MURUGAN, N. Prediction of ferrite number of duplex stainless steel clad metals using RSM. *Welding Journal*, v. 85, n. 5, p. 91s-100s, 2006b.

KHURI, A. I. e CONLON, M. Simultaneous optimization of multiple responses represented by polynomial regression functions. *Technometrics*, v. 23, n. 4, p. 363-375, 1981.

KIM, D. e RAMULU, M. Drilling process optimization for graphite/bismaleimide–titanium alloy stacks. *Composite Structures*, v. 63, n. 1, p. 101-114, 2004.

KÖKSOY, O. A nonlinear programming solution to robust multi-response quality problem. *Applied Mathematics and Computation*, v. 196, n. 2, p. 603-612, 2008.

KÖKSOY, O. e DOGANAKSOY, N. Joint optimization of mean and standard deviation using response surface methods. *Journal of Quality Technology*, v. 35, n. 3, p. 237-334, 2003.

KÖKSOY, O. Multiresponse robust design: Mean square error (MSE) criterion. *Applied Mathematics and Computation*, v. 175, n. 2, p. 1716-1729, 2006.

KONAK, S. K.; SMITH, A. E. e NORMAN, B. A. Multi-objective tabu search using a multinomial probability mass function. *European Journal of Operational Research*, v. 169, n. 3, p. 918-931, 2006.

LAKSHMINARAYANAN, A. K. e BALASUBRAMANIAN, V. Comparison of RSM with ANN in predicting tensile strength of friction stir welded AA7039 aluminium alloy joints. *Transactions of Nonferrous Metals Society of China*, v. 19, n. 1, p. 9-18, 2009.

LASDON, L. S.; WARREN, A. D.; JAIN, A. e RATNER, M. Design and testing of a Generalized Reduced Gradient Code for nonlinear programming. *ACM Transactions on Mathematical Software*, v. 4, n. 1, p. 34-50, 1978.

LI, B.; OTTEN, R.; CHANDAN, V.; MOHS, W. F.; BERGE, J. e ALLEYNE, A. G. Optimal on-off control of refrigerated transport systems. *Control Engineering Practice*, v. 18, n. 12, p. 1406-1417, 2010.

LI, D.; YANG, J. B. e BISWAL, M. P. Quantitative parametric connections between methods for generating noninferior solutions in multiobjective optimization. *European Journal of Operational Research*, v. 117, n. 1, p. 84-99, 1999.

LI, R.; FERREIRA, M. G. S.; ANJOS, M. A. e VILAR, R. Localized corrosion of laser surface cladmed UNS S31254 superaustenitic stainless steel on mild steel. *Surface & Coatings Technology*, v. 88, n. 1-3, p. 90-95, 1996a.

LI, R.; FERREIRA, M. G. S.; ANJOS, M. A. e VILAR, R. Localized corrosion performance of laser surface cladmed UNS S44700 superferritic stainless steel on mild steel. *Surface & Coatings Technology*, v. 88, n. 1-3, p. 96-102, 1996b.

LIN, D. K. J. e TU, W. Dual response surface optimization. *Journal of Quality Technology*, v. 27, n. 1, p. 34-39, 1995.

LUENBERGER, D. G. e YE, Y. *Linear and nonlinear programming*. 3 ed. New York: Springer, 2008, 516 p.

LUO, D. e WANG, X. The multi-attribute grey target decision method for attribute value within three-parameter interval grey number. *Applied Mathematical Modelling*, v. 36, n. 5, p. 1957-1963, 2012.

MAJUMDAR, J. D.; PINKERTON, A.; LIU, Z.; MANNA, I. e LI, L. Mechanical and electrochemical properties of multiple-layer diode laser cladding of 316L stainless steel. *Applied Surface Science*, v. 247, n. 1-4, p. 373-377, 2005.

MARQUES, P. V.; MODENESI, P. J.; BRACARENSE, A. Q. *Soldagem: fundamentos e tecnologia*. Belo Horizonte: UFMG, 2005, 362 p.

MELACHRINOUDIS, E. Determining an optimum location for an undesirable facility in a workroom environment. *Applied Mathematical Modelling*, v. 9, n. 5, p. 365-369, 1985.

MIETTINEN, K. *Nonlinear multiobjective optimization*. Boston: Kluwer, 1999, 320 p.

MISHRA, S. Weighting method for bi-level linear fractional programming problems. *European Journal of Operational Research*, v. 183, n. 1, p. 296-302, 2007.

MONTGOMERY, D. C. *Design and Analysis of Experiments*. 7 ed. New York: John Wiley & Sons, 2009, 665 p.

MURUGAN, N. e PARMAR, R. S. Effects of MIG process parameters on the geometry of the bead in the automatic surfacing of stainless steel. *Journal of Materials Processing Technology*, v. 41, n. 4, p. 381-398, 1994.

MURUGAN, N. e PARMAR, R. S. Stainless steel cladding deposited by automatic gas metal arc welding. *Welding Journal*, v. 76, n. 10, p. 391s-403s, 1997.

MYERS, R. H. e MONTGOMERY, D. C. *Response Surface Methodology: process and product optimization using designed experiments*. 2 ed. New York: John Wiley & Sons, 2002, 798 p.

NARDI, J. V.; ACCHAR, W. e HOTZA, D. Enhancing the properties of ceramic products through mixture design and response surface analysis. *Journal of the European Ceramic Society*, v. 24, n. 2, p. 375-379, 2004.

NASH, S. G. e SOFER, A. *Linear and nonlinear programming*. McGraw-Hill, 1996, 692 p.

NGUYEN, T. D. e LO, A. W. Robust ranking and portfolio optimization. *European Journal of Operational Research*, v. 221, n. 2, p. 407-416, 2012.

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. 111 p. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Produção) – Instituto de Engenharia de Produção e Gestão, Universidade Federal de Itajubá, Itajubá. 2003.

ÖKTEM, H.; ERZURUMLU, T. e KURTARAN, H. Application of response surface methodology in the optimization of cutting conditions for surface roughness. *Journal of Materials Processing Technology*, v. 170, n. 1-2, p. 11-16, 2005.

OLIVEIRA, F. A.; PAIVA, A. P.; LIMA, J. W. M.; BALESTRASSI, P. P. e MENDES, R. R. A. Portfolio optimization using Mixture Design of Experiments: Scheduling trades within electricity markets. *Energy Economics*, v. 33, n. 1, p. 24-32, 2011.

PAIVA, A. P. *Metodologia de Superfície de Resposta e Análise de Componentes Principais em otimização de processo de manufatura com múltiplas respostas correlacionadas*. 2006. 229 p. Tese (Doutorado em Engenharia Mecânica) – Instituto de Engenharia Mecânica, Universidade Federal de Itajubá, Itajubá. 2006.

PAIVA, A. P.; CAMPOS, P. H.; FERREIRA, J. R.; LOPES, L. G. D.; PAIVA, E. J. e BALESTRASSI, P. P. A multivariate robust parameter design approach for optimization of AISI 52100 hardened steel turning with wiper mixed ceramic tool. *International Journal of Refractory Metals and Hard Materials*, v. 30, n. 1, p. 152-163, 2012.

PAIVA, A. P.; PAIVA, E. J.; FERREIRA, J. F.; BALESTRASSI, P. P. e COSTA, S. C. A multivariate mean square error optimization of AISI 52100 hardened steel turning. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, v. 43, n. 7-8, p. 631-643, 2009.

PAIVA, E. J. *Erro Quadrático Médio Multivariado na otimização do torneamento do aço ABNT 52100 endurecido*. 2012. 194 p. Tese (Doutorado em Engenharia Mecânica) – Instituto de Engenharia Mecânica, Universidade Federal de Itajubá, Itajubá. 2012.

PAIVA, E. J. *Otimização de processos de manufatura com múltiplas respostas baseada em índices de capacidade*. 2008. 118 p. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Produção) – Instituto de Engenharia de Produção e Gestão, Universidade Federal de Itajubá, Itajubá. 2008.

PALANI, P. K. e MURUGAN, N. Development of mathematical models for prediction of weld bead geometry in cladding by flux cored arc welding. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, v. 30, n. 7-8, p. 669-676, 2006a.

PALANI, P. K. e MURUGAN, N. Optimization of weld bead geometry for stainless steel claddings deposited by FCAW. *Journal of Materials Processing Technology*, v. 190, n. 1-3, p. 291-299, 2007.

PALANI, P. K. e MURUGAN, N. Sensitivity analysis for process parameters in cladding of stainless steel by flux cored arc welding. *Journal of Manufacturing Processes*, v. 8, n. 2, p. 90-100, 2006b.

PALANI, P. K.; MURUGAN, N. e KARTHIKEYAN, B. Process parameter selection for optimizing weld bead geometry in stainless steel cladding using Taguchi's approach. *Materials Science and Technology*, v. 22, n. 10, p. 1193-1200, 2006.

PHILLIPS, A. L. *Welding Handbook: Special Welding Processes and Cutting*. London: American Welding Society, 1965, Vol. 3.

RAJEEV, R.; SAMAJDAR, I.; RAMAN, R.; HARENDRANATH, C. S. e KALE, G. B. Origin of hard and soft zone formation during cladding of austenitic/duplex stainless steel on plain carbon steel. *Materials Science and Technology*, v. 17, n. 8, p. 1005-1011, 2001.

RAO, S. S. *Engineering optimization: theory and practice*. 4 ed. New Jersey: John Wiley & Sons, 2009, 840 p.

RODRIGUES, L. O. *Análise e otimização de parâmetros na soldagem com arame tubular*. 2005. 82 p. Dissertação (Mestrado em Engenharia Mecânica) – Instituto de Engenharia Mecânica, Universidade Federal de Itajubá, Itajubá. 2005.

RODRIGUES, L. O.; PAIVA, A. P. e COSTA, S. C. Otimização do processo de soldagem com eletrodo tubular através da análise da geometria do cordão de solda. *Soldagem & Inspeção*, v. 13, n. 2, p. 118-127, 2008.

RUBIO, L.; SEN, M. D.; LONGSTAFF, A. P. e FLETCHER, S. Model-based expert system to automatically adapt milling forces in Pareto optimal multi-objective working points. *Expert Systems with Applications*, v. 40, n. 6, p. 2312-2322, 2013.

SAATY, T. L. *Método de Análise Hierárquica*. São Paulo: Makron, 1991, 367 p.

SANCHIS, J.; MARTÍNEZ, M. A.; BLASCO, X. e MEZA, G. R. Modelling preferences in multi-objective engineering design. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, v. 23, n. 8, p. 1255-1264, 2010.

- SAVIER, J. S. e DAS, D. Loss allocation to consumers before and after reconfiguration of radial distribution networks. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, v. 33, n. 3, p. 540-549, 2011.
- SEO, M. J.; PARK, J. E. e JANG, M. S. Optimization of sponge cake added with turmeric (*Curcuma longa* L.) powder using mixture design. *Food Science and Biotechnology*, v. 19, n. 3, p. 617-625, 2010.
- SHA, C. K. e TSAI, H. L. Hardfacing characteristics of S42000 stainless steel by using CO2 laser. *Journal of Materials Engineering and Performance*, v. 10, n. 1, p. 37-41, 2001.
- SHAHI, A. S. e PANDEY, S. Effect of auxiliary preheating of the filler wire on quality of gas metal arc stainless steel claddings. *Journal of Materials Engineering and Performance*, v. 17, n. 1, p. 30-36, 2008a.
- SHAHI, A. S. e PANDEY, S. Modelling of the effects of welding conditions on dilution of stainless steel claddings produced by gas metal arc welding procedures. *Journal of Materials Processing Technology*, v. 196, n. 1-3, p. 339-344, 2008b.
- SHAHI, A. S. e PANDEY, S. Prediction of dilution in GMA and UGMA stainless steel single layer cladding using response surface methodology. *Science and Technology of Welding and Joining*, v. 11, n. 6, p. 634-640, 2006.
- SONG, J.; DENG, Q.; CHEN, C.; HU, D. e LI, Y. Rebuilding of metal components with laser cladding forming. *Applied Surface Science*, v. 252, n. 22, p. 7934-7940, 2006.
- SUN, Z.; HU, H. e CHEN, X. Numerical optimization of gating system parameters for a magnesium alloy casting with multiple performance characteristics. *Journal of Materials Processing Technology*, v. 199, n. 1-3, p. 256-264, 2008.
- TAGUCHI, G. *System of experimental design: engineering methods to optimize quality and minimize costs*. New York: Kraus International, 1988, 531 p.
- TRAN, N. H. e TRAN, K. Combination of fuzzy ranking and simulated annealing to improve discrete fracture inversion. *Mathematical and Computer Modelling*, v. 45, n. 7-8, p. 1010-1020, 2007.
- 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. A compromise approach to multiresponse optimization. *Journal of Quality Technology*, v. 30, n. 4, p. 309-313, 1998.
- VOLK, U.; KNIESE, D. W.; HAHN, R.; HABER, R. e SCHMITZ, U. Optimized multivariable predictive control of an industrial distillation column considering hard and soft constraints. *Control Engineering Practice*, v. 13, n. 7, p. 913-927, 2005.
- WAINER, E.; BRANDI, S. D.; MELLO, F. D. H. *Soldagem: processos e metalurgia*. São Paulo: Edgard Blücher, 1992, 494 p.

WUWONGSE, V.; KOBAYASHI, S.; IWAY, S. I. e ICHIKAWA, A. Optimal design of linear control systems by an interactive optimization method. *Computers in Industry*, v. 4, n. 4, p. 381-394, 1983.

YAN, J. H. e WU, C. Scheduling approach for concurrent product development processes. *Computers in Industry*, v. 46, n. 2, p. 139-147, 2001.

YU, B.; YANG, Z.; SUN, X.; YAO, B.; ZENG, Q. e JEPPESEN, E. Parallel genetic algorithm in bus route headway optimization. *Applied Soft Computing*, v. 11, n. 8, p. 5081-5091, 2011.

ZAIN, A. M.; HARON, H. e SHARIF, S. Application of GA to optimize cutting conditions for minimizing surface roughness in end milling machining process. *Expert Systems with Applications*, v. 37, n. 6, p. 4650-4659, 2010.

ZHANG, W. e YANG, H. A study of the weighting method for a certain type of multicriteria optimization problem. *Computers & Structures*, v. 79, n. 31, p. 2741-2749, 2001.

ZOU, Q.; ZHANG, Q.; YANG, J. J.; CLOUTIER, A. e PITARCH, E. P. Nonlinear inverse optimization approach for determining the weights of objective function in standing reach tasks. *Computers & Industrial Engineering*, v. 63, n. 4, p. 791-801, 2012.

ANEXOS

ANEXO A – Planilha para otimização das respostas na fase 3 do método experimental

Modelos reduzidos

	W	P	R	D
Constante	10,6395	1,6387	2,5965	0,3103
Va	0,7967	0,1221	0,1914	-0,0028
T	0,6555	0,1220	-0,1044	0,0249
Vs	-1,4507	0,0934	-0,2227	0,0368
N	-0,6290	-0,2408	0,1149	-0,0425
Va*Va	0,0000	0,0246	0,0000	0,0000
T*T	0,0000	-0,0320	0,0336	-0,0072
Vs*Vs	0,2700	-0,1181	0,0192	-0,0123
N*N	0,0000	0,0000	0,0358	0,0000
Va*T	0,2663	0,0337	-0,0299	0,0077
Va*Vs	-0,1137	0,0757	0,0000	0,0050
Va*N	0,0000	-0,0998	-0,0229	-0,0042
T*Vs	0,1023	0,0000	0,0000	0,0000
T*N	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
Vs*N	0,0685	0,0000	0,0000	-0,0077

Resultados

	W	P	R	D
Modelo	10,64	1,64	2,60	31,03%
Alvo	15,57	0,83	3,34	16,27%
Peso	0,26	0,64	0,05	0,05
R ² (adj)	98,33%	86,10%	93,20%	94,30%

Variáveis

	Va	T	Vs	N
Coded	0,000	0,000	0,000	0,000
Uncoded	8,50	29,50	40,00	20,00

Função objetivo

F.O.: 0,7685

Erro: 2,4288

Restrições

$x^T x$: 0,00 <= 4,00

ANEXO B – Planilha para otimização dos pesos na fase 3 do método experimental

Modelo

	Erro
Peso W	0,9313
Peso P	0,2543
Peso R	0,2552
Peso D	0,2477
Peso W * Peso P	-1,4970
Peso W * Peso R	-0,7770
Peso W * Peso D	-1,4891
Peso P * Peso R	-0,2077
Peso P * Peso D	0,0000
Peso R * Peso D	0,0000

Resultado

	Erro
Modelo	0,1448
R ² (adj)	94,51%

Variáveis

Peso W	Peso P	Peso R	Peso D
0,26	0,64	0,05	0,05

Restrições

Limites: 0,05 <=> 0,95

Total: 1,00 = 1,00

ANEXO C – Planilha para otimização das respostas na fase 4 do método experimental

Modelos de superfície de resposta

	W	P	R	D	TD	η	E	S	PC1	PC2	PC3
Constante	10,6395	1,6387	2,5965	0,3103	3,3964	0,9237	3,0213	7,6436	0,1045	0,0591	0,0142
Va	0,7967	0,1221	0,1914	-0,0028	0,5676	-0,0055	0,3333	-0,8555	0,1066	-0,1252	0,0494
T	0,6555	0,1220	-0,1044	0,0249	-0,0089	-0,0027	-0,3333	-0,2721	0,1915	-0,0183	-0,0422
Vs	-1,4507	0,0934	-0,2227	0,0368	0,0215	0,0061	-0,2500	0,6888	0,0926	0,2843	0,0335
N	-0,6290	-0,2408	0,1149	-0,0425	0,0308	0,0090	0,0833	-0,1445	-0,3164	-0,0277	0,0216
Va*Va	0,0000	0,0246	0,0000	0,0000	-0,0190	-0,0039	0,1436	0,0000	0,0000	0,0000	0,0190
T*T	0,0000	-0,0320	0,0336	-0,0072	-0,0218	-0,0060	0,1436	0,2191	-0,0442	-0,0192	0,0000
Vs*Vs	0,2700	-0,1181	0,0192	-0,0123	-0,0084	-0,0024	0,1436	0,2191	-0,0947	-0,0568	-0,0436
N*N	0,0000	0,0000	0,0358	0,0000	-0,0229	-0,0063	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0109
Va*T	0,2663	0,0337	-0,0299	0,0077	0,0080	0,0028	-0,2500	-0,5332	0,0643	0,0000	-0,0185
Va*Vs	-0,1137	0,0757	0,0000	0,0050	-0,0057	-0,0026	-0,1250	0,0000	0,0607	0,0287	0,0352
Va*N	0,0000	-0,0998	-0,0229	-0,0042	-0,0124	-0,0049	0,0000	0,0000	-0,0791	0,0000	-0,0455
T*Vs	-0,1023	0,0000	0,0000	0,0000	-0,0103	-0,0032	0,1250	0,0000	0,0000	0,0161	0,0000
T*N	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0204	0,0055	0,0000	-0,5918	0,0000	0,0000	0,0000
Vs*N	0,0665	0,0000	0,0000	-0,0077	0,0195	0,0057	-0,1250	0,0000	0,0000	-0,0246	0,0193

Resultados

	W	P	R	D	TD	η	E	S	PC1	PC2	PC3
Modelo	12,091	0,896	3,300	16,46%	3,528	88,92%	5,015	8,005	-0,751	-0,501	-0,068
Alvo	12,210	0,860	3,332	16,40%	4,281	91,35%	5,000	10,000	-2,544	-2,283	0,581
Peso	0,269	0,286	0,050	0,295	0,050	0,050	-	-	0,650	0,304	0,046
R ² (adj)	98,33%	86,10%	93,20%	94,30%	99,81%	84,77%	87,97%	70,34%	90,42%	95,86%	74,78%

Variáveis

	Va	T	Vs	N
Coded	0,434	-1,196	-1,410	0,626
Uncoded	9,15	26,51	25,90	23,13

Autovalores e explicação

PC1	PC2	PC3
0,134	0,062	0,009
63,9%	29,9%	4,5%
63,9%	93,8%	98,3%

Restrições

$x^T x$:	4,000	<=	4,000
Limites:	-2,000	<=>	2,000
Escória:	5,015	>=	4,000
Superfície:	8,005	>=	8,000

Função objetivo

EQMMP:	3,183
Erro:	0,268

ANEXO D – Planilha para otimização dos pesos na fase 4 do método experimental

Modelo

	Erro
ω_1	0,4220
ω_2	0,5036
ω_3	0,8320
ω_4	0,4092
ω_5	3,4599
ω_6	2,5499
$\omega_1 \cdot \omega_2$	-1,6375
$\omega_1 \cdot \omega_3$	-0,8969
$\omega_1 \cdot \omega_4$	-1,4520
$\omega_1 \cdot \omega_5$	-0,8756
$\omega_1 \cdot \omega_6$	-1,7463
$\omega_2 \cdot \omega_3$	-1,3119
$\omega_2 \cdot \omega_4$	-1,2130
$\omega_2 \cdot \omega_5$	-6,4470
$\omega_2 \cdot \omega_6$	0,6550
$\omega_3 \cdot \omega_4$	-1,0249
$\omega_3 \cdot \omega_5$	-5,1367
$\omega_3 \cdot \omega_6$	-4,9272
$\omega_4 \cdot \omega_5$	-5,1544
$\omega_4 \cdot \omega_6$	-0,2680
$\omega_5 \cdot \omega_6$	1,7163

Resultado

	Erro
Modelo	0,1119
$R^2(\text{adj})$	89,40%

Variáveis

ω_1	ω_2	ω_3	ω_4	ω_5	ω_6
0,27	0,29	0,05	0,30	0,05	0,05

Restrições

Limites:	0,05	<=>	0,95
Total:	1,00	=	1,00

PRODUÇÃO BIBLIOGRÁFICA

Artigos publicados em periódicos

GOMES, J. H. F.; PAIVA, A. P.; COSTA, S. C.; BALESTRASSI, P. P. e PAIVA, E. J. Weighted Multivariate Mean Square Error for processes optimization: A case study on flux-cored arc welding for stainless steel claddings. *European Journal of Operational Research*, v. 226, n. 3, p. 522-535, 2013.

European Journal of Operational Research 226 (2013) 522–535

Contents lists available at SciVerse ScienceDirect

European Journal of Operational Research

journal homepage: www.elsevier.com/locate/ejor




Decision Support

Weighted Multivariate Mean Square Error for processes optimization: A case study on flux-cored arc welding for stainless steel claddings

J.H.F. Gomes, A.P. Paiva, S.C. Costa, P.P. Balestrassi*, E.J. Paiva

Institute of Production Engineering and Management, Federal University of Itajuba, Itajuba, Minas Gerais, Brazil

ARTICLE INFO

Article history:
 Received 11 April 2012
 Accepted 23 November 2012
 Available online 7 December 2012

Keywords:
 Multiple objective programming
 Weighted Multivariate Mean Square Error (WMMSE)
 Stainless steel claddings
 Flux-cored arc welding (FCAW)
 Response Surface Methodology (RSM)

ABSTRACT

A mathematical programming technique developed recently that optimizes multiple correlated characteristics is the Multivariate Mean Square Error (MMSE). The MMSE approach has obtained noteworthy results, by avoiding the production of inappropriate optimal points that can occur when a method fails to take into account a correlation structure. Where the MMSE approach is deficient, however, is in cases where the multiple correlated characteristics need to be optimized with varying degrees of importance. The MMSE approach, in treating all responses as having the same importance, is unable to attribute the desired weights. This paper thus introduces a strategy that weights the responses in the MMSE approach. The method, called the Weighted Multivariate Mean Square Error (WMMSE), utilizes a weighting procedure that integrates Principal Component Analysis (PCA) and Response Surface Methodology (RSM). In doing so, WMMSE obtains uncorrelated weighted objective functions from the original responses. After being mathematically programmed, these functions are optimized by employing optimization algorithms. We applied WMMSE to optimize a stainless steel cladding application executed via the flux-cored arc welding (FCAW) process. Four input parameters and eight response variables were considered. Stainless steel cladding, which carries potential benefits for a variety of industries, takes low cost materials and deposits over their surfaces materials having anti-corrosive properties. Optimal results were confirmed, which ensured the deposition of claddings with defect-free beads exhibiting the desired geometry and demonstrating good productivity indexes.

© 2012 Elsevier B.V. All rights reserved.

1. Introduction

The literature offers several techniques for multi-objective optimizations. Among those that have been used in different applications are the desirability function (Derringer and Suich, 1980), the generalized distance (Khuri and Conlon, 1981), the multivariate integration (Chiao and Hamada, 2001), the multivariate yield with Gaussian Quadrature Reduction (Liu et al., 2002), the preemptive nonlinear goal programming (Kovach and Cho, 2009) and more recently the robust desirability function that considers model uncertainty (He et al., 2012). Many of these methods, however, are unconcerned with a common phenomenon that occurs in the modeling of manufacturing processes – the correlation among the multiple responses (Huang and Lin, 2008; Paiva et al., 2007; Safizadeh, 2002). The presence of such correlation, according to Box et al. (1973), can influence the optimization results. This destabilizes the mathematical models and produces errors in the regression coefficients. Consequently, if the variance-covariance (or correlation) structure is ignored, the regression equations cannot adequately represent the objective or constraint functions (Chiao and Hamada, 2001; Khuri and Conlon, 1981).

Concerned with these issues, Paiva et al. (2009) proposed an optimization method that combines the Principal Component Analysis (PCA) and the Response Surface Methodology (RSM), converting the original multiple correlated objective functions in a new set of uncorrelated ones, while considering the respective targets. Nevertheless, if the multiple responses introduce different degrees of importance, this approach—though capable of eliminating the correlation's effect—is unable to attribute the desired weights. This inability stems from the correlation matrix being unable to transfer to the components the weights assigned to original responses.

Addressing therefore this gap in the work of Paiva et al. (2009), this paper's objective is to put forward the Weighted Multivariate Mean Square Error (WMMSE). The WMMSE is a method developed for the optimization of multiple correlated responses that present varying degrees of importance. In the multivariate approach, the weights attribution cannot be performed, as it can in conventional techniques, directly in the objective functions. A step-by-step procedure was thus developed for this very purpose. To model and optimize the problem, the WMMSE combines, similar to the method proposed by Paiva et al. (2009), the PCA, the RSM, and the concept of MSE (Mean Square Error).

* Corresponding author. Tel.: +55 35 3629 1150; fax: +55 35 3629 1148.
 E-mail addresses: ze_henriquef@yahoo.com.br (J.H.F. Gomes), andersonppaiva@unifei.edu.br (A.P. Paiva), scosta@unifei.edu.br (S.C. Costa), pedro@unifei.edu.br (P.P. Balestrassi), emersonjpaiava@gmail.com (E.J. Paiva).

0377-2217/\$ - see front matter © 2012 Elsevier B.V. All rights reserved.
<http://dx.doi.org/10.1016/j.ejor.2012.11.042>

GOMES, J. H. F.; COSTA, S. C.; PAIVA, A. P.; BALESTRASSI, A. P. Mathematical modeling of weld bead geometry, quality and productivity for stainless steel claddings deposited by FCAW. *Journal of Materials Engineering and Performance*, v. 21, n. 9, p. 1862-1872, 2012.

JMEPEG (2012) 21:1862–1872
DOI: 10.1007/s11665-011-0103-1

©ASM International
1059-9495/\$19.00

Mathematical Modeling of Weld Bead Geometry, Quality, and Productivity for Stainless Steel Claddings Deposited by FCAW

J.H.F. Gomes, S.C. Costa, A.P. Paiva, and P.P. Balestrassi

(Submitted January 31, 2011; in revised form November 21, 2011)

In recent years, industrial settings are seeing a rise in the use of stainless steel claddings. The anti-corrosive surfaces are made from low cost materials such as carbon steel or low alloy steels. To ensure the final quality of claddings, however, it is important to know how the welding parameters affect the process's outcome. Beads should be defect free and deposited with the desired geometry, with efficiency, and with a minimal waste of material. The objective of this study then is to analyze how the flux-cored arc welding (FCAW) parameters influence geometry, productivity, and the surface quality of the stainless steel claddings. It examines AISI 1020 carbon steel clad with 316L stainless steel. Geometry was analyzed in terms of bead width, penetration, reinforcement, and dilution. Productivity was analyzed according to deposition rate and process yield, and surface quality according to surface appearance and slag formation. The FCAW parameters chosen included the wire feed rate, voltage, welding speed, and contact-tip-work-piece distance. To analyze the parameters' influences, mathematical models were developed based on response surface methodology. The results show that all parameters were significant. The degrees of importance among them varied according to the responses of interest. What also proved to be significant was the interaction between parameters. It was found that the combined effect of two parameters significantly affected a response; even when taken individually, the two might produce little effect. Finally, the development of Pareto frontiers confirmed the existence of conflicts of interest in this process, suggesting the application of multi-objective optimization techniques to the sequence of this study.

Keywords design and analysis of experiments, flux cored arc welding, response surface methodology, stainless steel claddings, surfacing

1. Introduction

Surfacing is a welding process in which a layer of filler metal is deposited over the surface of another material to obtain desired properties or dimensions. It is generally used for three purposes to extend the useful life of a part that, for a given application, lacks needed properties; to restore elements affected by corrosion or wear; and to create surfaces with special features (Ref 1). Of these three applications, this last one, in industrial settings, is noticeably on the rise. Considering the various types of surfacing materials, stainless steel claddings are characterized as one with the most frequent applications (Ref 2). The stainless steel cladding process is then defined as the deposition of a stainless steel layer on surfaces of carbon steel or low alloy steels to produce claddings with anti-

corrosion properties and resistance needed to withstand environments subjected to high wear due to corrosion. Impressive results have made the process quite attractive. Essentially, the process produces surfaces, out of common materials that are resistant to corrosive environments. This is obtained at a cost dramatically lower than using the pure, highly expensive components of stainless steel. As a result, carbon steels clad with stainless steels are gaining stronghold in various types of industries including petroleum, chemical, food, agricultural, nuclear, naval, railway, civil construction, etc. (Ref 3, 4).

While its potential economic advantages are great, the stainless steel cladding is a complex welding process. Several input parameters and multiple response variables are involved. Thus, finding the proper control over the process parameters is essential to achieve a desired quality of the material deposited (Ref 5).

How cladding applications differ from conventional welding mainly concerns the weld bead geometry. Unlike conventional applications that require high penetration (P) to ensure the resistance of the weld (Fig. 1a), the desired weld bead geometry in cladding applications includes high bead width (W), high reinforcement (R), low penetration (P), and low dilution percentage (D) (Fig. 1b). This profile geometric characteristic that is important for the process allows covering the largest possible area with the least number of passes, resulting in significant savings of time and material.

In the cladding process, another critical aspect is the dilution control. This control, according to several researchers, is critical to ensuring the final quality of the claddings (Ref 6-8). Shahi and Pandey (Ref 9) claim that dilution strongly influences the

J.H.F. Gomes, S.C. Costa, and A.P. Paiva, Institute of Industrial Engineering, Federal University of Itajubá, Itajubá, Minas Gerais, Brazil; and P.P. Balestrassi, Institute of Industrial Engineering, Federal University of Itajubá, Itajubá, Minas Gerais, Brazil; Department of Industrial and Information Engineering, The University of Tennessee, 416 East Stadium Hall, Knoxville, TN 37996. Contact e-mails: balestrassi@utk.edu and pedro@unifei.edu.br.

GOMES, J. H. F.; SALGADO Jr., A. R.; PAIVA, A. P.; FERREIRA, J. R.; COSTA, S. C.; BALESTRASSI, A. P. Global Criterion Method based on Principal Components to the Optimization of Manufacturing Processes with Multiple Responses. *Strojniški vestnik – Journal of Mechanical Engineering*, v. 58, n. 5, p. 345-353, 2012.

Strojniški vestnik - Journal of Mechanical Engineering 58(2012)5, 345-353
DOI:10.5545/sv-jme.2011.136

Paper received: 2011-07-12, paper accepted: 2012-02-07
© 2012 Journal of Mechanical Engineering. All rights reserved.

Global Criterion Method Based on Principal Components to the Optimization of Manufacturing Processes with Multiple Responses

José Henrique de Freitas Gomes – Aluizio Ramos Salgado Júnior – Anderson Paulo de Paiva –
João Roberto Ferreira – Sebastião Carlos da Costa – Pedro Paulo Balestrassi*

Federal University at Itajuba, Institute of Production Engineering and Management, Brazil

The necessity of efficient and controlled processes has increased the demand by employing optimization methods to the most diverse industrial processes. For these cases, the Global Criterion Method is described in literature as a technique indicated for multi-objective optimizations. However, if the problem presents correlations between the responses, this technique does not consider such information. In this context, the Principal Component Analysis is a multivariate tool that can be used to represent correlated responses by uncorrelated components. Given that to neglect the correlation structure between the responses increases the likelihood of the optimization method in finding an inappropriate optimum point, the objective of this work is to combine the GCM and PCA in a strategy able to deal with problems having multiple correlated responses. For this reason, such strategy was used to optimize the 12L14 free machining steel turning process, characterized as an important machining operation. The optimized responses included the mean roughness, total roughness, cutting time and material removal rate. As input parameters, the cutting speed, feed rate and depth of cut were considered. Response Surface Methodology was employed to build the objective functions. The GCM based on principal components was successfully applied, presenting better practical results and a more appropriate location of the optimal point in comparison to the conventional GCM.

Keywords: multi-objective optimization, global criterion method, principal component analysis, free machining steel turning

0 INTRODUCTION

In industrial environments, it is becoming more and more important that items can be produced to satisfy several requirements simultaneously, and many of them are related to its cost, quality and productivity. Thus, considering that the manufacturing processes must be configured to obtain the best results for a set of characteristics, the interest in employing multi-objective optimization techniques has been increasing [1] and [2].

Among the optimization methods contemplating multiple responses, the desirability function [3], the multivariate integration [4] and the capacity indexes MCpm and MCpk [5] and [6] are listed as examples. Rao [7] describes the Global Criterion Method (GCM) as an interesting strategy. According to the author, the multiple objectives are optimized at the same time when the individual objective functions are combined in only one function, defined as the global optimization criterion of the process.

However, if the problem presents multiple correlated characteristics, the Global Criterion Method, as well as other conventional techniques, does not consider the correlation structure between the responses. This negligence, according to some researchers, may conduct the results to inadequate optimum points [8] and [9]. Paiva et al. [10] argue that the transfer functions used to represent the process outputs are strongly influenced by significant correlations existing between the responses of interest. Therefore, considering that the mathematical models

are of great importance to the problem formulation, non-consideration of the correlation structure will affect the optimal point location.

In attempt to offer a more adequate treatment to the optimization problems with multiple correlated responses, the Principal Component Analysis (PCA) has been shown as a good alternative [11] and [12]. The PCA consists in a multivariate statistical tool that concerns in explaining the variance-covariance structure of a data set, using linear combinations of the original variables. Thus, the original correlated responses are represented by new uncorrelated variables, called principal components.

Given that the Global Criterion Method is presented as a technique to multi-objective optimizations but does not take into account the correlation structure between the responses, the objective of this work is to incorporate the PCA in the original formulation for GCM described by Rao [7], and verify how this analysis influences in determining the optimal solution. For this, such techniques were applied on the 12L14 free machining steel turning process, characterized as one important operation in the modern industry.

Nevertheless, the study of manufacturing processes by optimization tools require that the mathematical relationships between the input parameters and the process responses be known. Therefore, before the optimization itself, such functions were modeled through Response Surface Methodology.

*Corr. Author's Address: Federal University of Itajuba, Institute of Production Engineering and Management, Av. BPS, 1303, Itajuba, Brazil, pedro@unifei.edu.br

GOMES, J. H. F.; COSTA, S. C.; PAIVA, A. P.; BALESTRASSI, A. P. Otimização de Múltiplos Objetivos na Soldagem de Revestimento de Chapas de Aço Carbono ABNT 1020 Utilizando Arame Tubular Inoxidável Austenítico. *Soldagem & Inspeção*, v. 16, n. 3, p. 232-242, 2011.

Otimização de Múltiplos Objetivos na Soldagem de Revestimento de Chapas de Aço Carbono ABNT 1020 Utilizando Arame Tubular Inoxidável Austenítico

(Multi-Objective Optimization in Cladding of ABNT 1020 Carbon Steel Plate Using an Austenitic Stainless Steel Cored Wire)

José Henrique de Freitas Gomes¹, Sebastião Carlos da Costa¹, Anderson Paulo de Paiva¹, Pedro Paulo Balestrassi¹

¹Universidade Federal de Itajubá, Instituto de Engenharia de Produção e Gestão, Itajubá, MG, Brasil, ze_henriquefg@yahoo.com.br

Resumo

A soldagem de revestimento de aços carbono com aços inoxidáveis tem obtido destaque no meio industrial por permitir que superfícies anti-corrosivas sejam obtidas a partir de materiais de baixo custo. No entanto, visando garantir a qualidade final dos revestimentos, é importante que o procedimento de soldagem seja bem ajustado, para que os cordões sejam depositados com a geometria desejada, com produtividade e sem defeitos. O objetivo deste trabalho é a otimização de múltiplas características do processo de revestimento de chapas de aço carbono ABNT 1020 utilizando arame tubular de aço inoxidável ABNT 316L. As características otimizadas incluem a largura, penetração, reforço e diluição, que representam a geometria do cordão. A produtividade foi maximizada através da taxa de deposição e do rendimento do processo. Como respostas de qualidade, considerou-se a formação de escória e o aspecto superficial. A estratégia de modelagem e otimização foi baseada em uma combinação da Metodologia de Superfície de Resposta, Método do Critério Global e Algoritmo Genético. Os resultados indicam que os modelos de superfície de resposta desenvolvidos para as características do processo apresentaram altos ajustes. O Método do Critério Global e o Algoritmo Genético foram aplicados com sucesso, o que permitiu a identificação do ponto de ótimo.

Palavras-chave: Otimização multi-objetiva; Soldagem de revestimento; Metodologia de Superfície de Resposta; Método do Critério Global.

Abstract: The stainless steel cladding process has highlighted in the industrial environment for allowing anti-corrosive surfaces are made from low cost materials. However, in order to ensure the claddings final quality, it is important that the welding procedure is well adjusted, so that the welds are deposited with the desired geometry, with productivity and flawlessness. The aim of this work is the multiple characteristics optimization in cladding of ABNT 1020 carbon steel plates using ABNT 316L stainless steel cored wire. The optimized features include the bead width, penetration, reinforcement and dilution, representing the weld bead geometry. Productivity has been maximized through the deposition rate and process yield. As quality responses, we considered the slag formation and surface appearance. The modeling and optimization strategy was based on a combination of Response Surface Methodology, Global Criterion Method and Genetic Algorithm. The results indicate that the response surface models developed for the process characteristics had high adjustments. The Global Criterion Method and Genetic Algorithm were implemented successfully, allowing the results optimization.

Key-words: Multi-objective optimization; Cladding; Response Surface Methodology; Global Criterion Method.

1. Introdução

A soldagem de revestimento é o processo em que uma camada de metal de adição é depositada sobre a superfície de outro material com o objetivo de obter propriedades ou dimensões desejadas. É geralmente empregada para prorrogar a vida útil de peças que não possuem todas as propriedades necessárias para uma dada aplicação, para recuperação de elementos afetados pelo desgaste ou corrosão ou para criação de superfícies com características especiais [1,2].

Das aplicações anteriores, Murugan e Parmar [3] afirmam que o emprego da soldagem de revestimento para a criação de

superfícies com características especiais tem aumentado no ambiente industrial e, considerando os diversos tipos de materiais para revestimentos, os aços inoxidáveis se caracterizam como uma das aplicações mais frequentes. Para estes casos, aços inoxidáveis são geralmente depositados sobre superfícies de aços carbono ou aços de baixa liga, produzindo uma camada com propriedades anti-corrosivas e de resistência necessárias para suportar ambientes sujeitos ao alto desgaste por corrosão. Os resultados deste processo têm tornado essa aplicação bastante atrativa, na medida em que superfícies resistentes a ambientes corrosivos podem ser produzidas a partir de materiais comuns e de menor custo, em comparação ao emprego de componentes puramente de aços inoxidáveis, os quais apresentam custos elevados. Portanto, as aplicações da soldagem de revestimento de aços carbono com aços inoxidáveis se estendem entre os mais diversos tipos de indústrias, como as petrolíferas, químicas, alimentícias, agrícolas, nucleares, navais, ferroviária, de

(Recebido em: 03/01/2011; Texto final em: 29/08/2011).

GOMES, J. H. F.; PAIVA, A. P.; FERREIRA, J. R.; COSTA, S. C.; PAIVA, E. J. Modeling and optimization of multiple characteristics in the AISI 52100 hardened steel turning. *Advanced Materials Research*, v. 223, p. 545-553, 2011.

Advanced Materials Research Vol. 223 (2011) pp 545-553
 © (2011) Trans Tech Publications, Switzerland
 doi:10.4028/www.scientific.net/AMR.223.545



Modeling and Optimization of Multiple Characteristics in the AISI 52100 Hardened Steel Turning

José Henrique de Freitas Gomes^{1, a}, Anderson Paulo de Paiva^{1, b}, João Roberto Ferreira^{1, c}, Sebastião Carlos da Costa^{1, d} and Emerson José de Paiva^{1, e}

¹Federal University of Itajuba, Industrial Engineering Institute, Itajuba - Minas Gerais, Brazil

^aze_henriquefg@yahoo.com.br, ^bandersonpaiva@unifei.edu.br, ^cjrofe@unifei.edu.br, ^dsccosta@unifei.edu.br, ^eemersonjpaiva@gmail.com.br

Keywords: Multi-objective optimization, Hardened steel turning, Response Surface Methodology, Global Criterion Method, Genetic Algorithm.

Abstract. This work aimed to develop a multiple response optimization procedure for the AISI 52100 hardened steel turning process. Optimizing this turning operation is important so that multiple quality characteristics are achieved simultaneously. The considered responses are: total cost, cutting time, total turning cycle time, tool life, material removal rate, and surface roughness. The adjusted process parameters were cutting speed, feed rate and depth of cut. A multi-objective optimization technique based on the Global Criterion Method and Genetic Algorithm were employed to identify the optimal settings for parameters with objective functions built through Response Surface Methodology. This two-fold approach lead up to optimized responses settled near the desired values were obtained with cutting speed = 214 m/min, feed rate = 0.088 mm/rev and depth of cut = 0.33 mm.

Introduction

The hard turning is a machining process that offers a number of potential benefits over traditional grinding. In some applications, it has several unique characteristics, as segmented chip formation and favorable micro-structural alterations at the machined surfaces, which are fundamentally different from conventional turning [1]. According to Tamizharasan *et al.* [2], hard turning is a profitable alternative to finish grinding. Considering that the ultimate aim of this operation is to remove work piece material in a single cut rather than a lengthy grinding operation, a great deal of improvements can be obtained. This machining process may to reduce processing time, the production cost, and setup time, besides an adequate surface roughness. Furthermore, many of its properties are predictable as tool wear, tool life, quality of surface turned, and amount of material removed [2]. Trying to achieve the best hard turning process comprehension, several works have been done recently [1-8].

So that the advantages offered by hard turning can be reached, it is necessary the turning operation is well adjusted and controlled. In this context, the looking for the best process performance is important to guarantee that several requirements are satisfied at the same time.

Thus, the objective of this work is the multiple characteristics optimization for the AISI 52100 hardened steel turning. Taking cutting speed, feed rate and depth of cut as the input process parameters, it is desirable to find an optimal setting of these variables that gives the best results related to cost, productivity, quality and tool consumption.

The optimization strategy was based on a combination of Response Surface Methodology (RSM), Global Criterion Method (GCM) and Genetic Algorithm (GA) techniques. The employed method is described in more details in the next section.



Artigos publicados em anais de congressos

BRITO, T. G.; FERREIRA, J. R.; PAIVA, A. P.; GOMES, J. H. F.; CAMPOS, P. H. S.; PERUCHI, R. S. Determinação de parâmetros robustos para otimização da rugosidade Ra no fresamento de topo do aço ABNT 1045. 7º Congresso Brasileiro de Engenharia de Fabricação, Penedo, Itatiaia, Brasil, Maio de 2013.



COMPROMETIDA COM A PROMOÇÃO DO DESENVOLVIMENTO
DA ENGENHARIA E DAS CIÊNCIAS MECÂNICAS

7º CONGRESSO BRASILEIRO DE ENGENHARIA DE FABRICAÇÃO
7th BRAZILIAN CONGRESS ON MANUFACTURING ENGINEERING
20 a 24 de maio de 2013 – Penedo, Itatiaia – RJ – Brasil
May 20th to 24th, 2013 – Penedo, Itatiaia – RJ – Brazil

DETERMINAÇÃO DE PARÂMETROS ROBUSTOS PARA OTIMIZAÇÃO DA RUGOSIDADE Ra NO FRESAMENTO DE TOPO DO AÇO ABNT 1045

Tarcísio Gonçalves de Brito, engtare.gb@ig.com.br¹

João Roberto Ferreira, jorofe@unifei.edu.br^{1,2}

Anderson Paulo de Paiva, andersonppaiva@unifei.edu.br²

José Henrique de Freitas Gomes, ze_henriquefg@yahoo.com.br²

Paulo Henrique da Silva Campos, paulohcampos@hotmail.com²

Rogério Santana Peruchi, rogeriopereuchi@yahoo.com.br²

¹Instituto de Engenharia Mecânica, Universidade Federal de Itajubá, Itajubá, Minas Gerais, Brasil

²Instituto de Engenharia de Produção e Gestão, Universidade Federal de Itajubá, Itajubá, Minas Gerais, Brasil

Resumo: A indústria metal mecânica é caracterizada pela elevada qualidade em seus componentes, sendo a usinagem responsável por uma parcela considerável de busca por melhorias em seus produtos. Na fabricação de peças para o setor, o emprego do aço ABNT 1045 destaca-se pelas suas boas propriedades mecânicas e baixo custo. No entanto, as superfícies das peças apresentam irregularidades quando observadas em detalhes, sendo estas irregularidades provocadas por sulcos ou marcas deixadas pela ferramenta. Sendo assim, este trabalho enfoca a aplicação de um método experimental para determinar as condições ótimas da rugosidade superficial Ra no fresamento de topo do aço ABNT 1045. Para isso, desenvolveu-se um modelo matemático utilizando o projeto de parâmetros robustos (Robust Parameter Design – RPD), através de um arranjo combinado que considerou quatro variáveis de controle e três variáveis de ruído. As variáveis de controle analisadas foram o avanço por dente, profundidade de corte, velocidade de corte e largura de corte. As variáveis de ruído incluíram o desgaste de flanco da ferramenta, concentração do fluido de corte e vazão do fluido de corte. A partir da modelagem dual do processo, a otimização foi baseada na minimização do erro quadrático médio. Os resultados mostraram que o método utilizado foi eficiente para a estimativa dos parâmetros robustos da rugosidade Ra, otimizada com um valor médio de 0,281 μm e variância de 0,005 μm^2 .

Palavras-chave: Fresamento de topo, Projeto robusto, Metodologia de Superfície de Resposta, Arranjo combinado, Otimização.

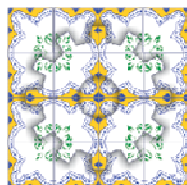
1. INTRODUÇÃO

O fresamento é um processo que se diferencia das demais operações de usinagem principalmente por apresentar as mais variadas formas e geometrias possíveis de serem geradas (Diniz et al., 2008). No entanto, um aspecto crítico para o processo diz respeito aos diversos tipos de desgaste e avarias das ferramentas de corte, que consequentemente diminuem sua vida útil, além de possuírem influência direta sobre os custos e o acabamento da peça usinada (Sandvik, 2011; Davim, 2008; Teles, 2007; Ferraresi, 1970). Na medida em que o desgaste das ferramentas se caracteriza como uma variável de difícil controle, a busca por condições de fresamento que propiciem um melhor acabamento superficial e uma melhor integridade da superfície usinada tem sido o alvo dos trabalhos de vários pesquisadores (Kopac and Krajnc, 2007; Reddy and Rao, 2005; Ghani et al., 2004).

Em relação às demais variáveis do processo, o uso de fluidos de corte em operações de fresamento também tem sido estudado com grande intensidade. Os fluidos de corte atuam na refrigeração do cavaco, ferramenta e peça, sobretudo quando o processo opera em altas velocidades de corte. Outras vantagens da utilização dos fluidos de corte incluem a lubrificação da região usinada, a redução da força de corte, a melhoria da vida da ferramenta, do acabamento superficial e da precisão dimensional da peça, e a proteção da superfície usinada devido à quebra e transporte dos cavacos (Tawakoli et al., 2010; Machado et al., 2009; Diniz et al., 2008; Trent and Wright, 2000). Entretanto, o emprego dos fluidos de corte pode estar sujeito a variações incontroladas em sua concentração e vazão de operação, o que, de certa forma, pode acabar influenciando a qualidade final do produto usinado.

Portanto, considerando que os resultados do processo de fresamento, muitas vezes representados pelo acabamento superficial, podem ser afetados por variações inerentes às ferramentas e ao fluido de corte, torna-se de grande relevância que a operação seja configurada para responder com o mínimo de sensibilidade a tais variações. Nesse contexto, este

GOMES, J. H. F.; CAMPOS, P. H. S.; LOPES, L. G. D.; COSTA, S. C.; PAIVA, A. P. Otimização robusta da diluição e da largura do cordão na soldagem com arame tubular para aplicações de revestimento do aço carbono ABNT 1020 com aço inoxidável ABNT 316L. VII Congresso Nacional de Engenharia Mecânica, São Luís, Brasil, Julho de 2012.



CONEM 2012 «Engenharia em destaque»
VII Congresso Nacional de Engenharia Mecânica
São Luís - Maranhão - Brasil
31 de julho a 03 de agosto
www.abcm.org.br/conem2012

OTIMIZAÇÃO ROBUSTA DA DILUIÇÃO E DA LARGURA DO CORDÃO NA SOLDAGEM COM ARAME TUBULAR PARA APLICAÇÕES DE REVESTIMENTO DO AÇO CARBONO ABNT 1020 COM AÇO INOXIDÁVEL ABNT 316L

José Henrique de Freitas Gomes, ze_henriquefg@yahoo.com.br
Paulo Henrique da Silva Campos, paulohcampos@bol.com.br
Luiz Gustavo Dias Lopes, luizgustavo.lopes@yahoo.com.br
Sebastião Carlos da Costa, secosta@unifei.edu.br
Anderson Paulo de Paiva, andersonppaiva@unifei.edu.br

Instituto de Engenharia de Produção e Gestão, Universidade Federal de Itajubá, Itajubá, Minas Gerais, Brasil

Resumo: Entre as diversas aplicações da soldagem, os revestimentos de aços carbono com aços inoxidáveis se caracterizam como uma alternativa viável para os ambientes industriais, na medida em que permitem a deposição de superfícies com propriedades anti-corrosivas a partir de materiais de baixo custo. Entretanto, a obtenção de cordões com a qualidade desejada envolve o controle de múltiplas características, as quais, muitas vezes, necessitam ser otimizadas. Nesse contexto, a diluição e a largura do cordão exercem papéis importantes, já que a otimização da diluição garante as propriedades finais dos revestimentos e uma largura ótima permite o recobrimento de maiores superfícies com um menor número de passes. Além disso, é desejável que essas características atinjam seus valores ótimos apresentando mínima variabilidade, caracterizando assim um processo robusto. Portanto, o objetivo deste trabalho é a otimização das médias e variâncias para a diluição e a largura do cordão dos revestimentos de aço inoxidável ABNT 316L depositados sobre chapas de aço carbono ABNT 1020 através da soldagem com arame tubular. Quanto à modelagem das funções objetivo, as equações de médias podem ser determinadas a partir de dados experimentais, o que é uma tarefa difícil para as funções de variâncias, cuja modelagem apresenta problemas. Dessa forma, a estratégia empregada baseou-se na modelagem e otimização do erro quadrático médio, calculados individualmente sobre os resultados dos experimentos planejados segundo um arranjo CCD. Desenvolvidos os modelos de superfície de resposta para os erros quadráticos médios da diluição e largura do cordão, estes foram programados matematicamente através do Método do Critério Global e então otimizados através do emprego do Algoritmo Genético. Os resultados mostraram uma diluição e uma largura ótima próximas aos alvos especificados e apresentando uma variabilidade inferior aos valores observados nos melhores experimentos para cada característica. Sendo assim, tais resultados foram julgados satisfatórios.

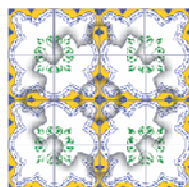
Palavras-chave: Otimização robusta, Soldagem de revestimento, Erro Quadrático Médio, Metodologia de Superfície de Resposta, Método do Critério Global.

1. INTRODUÇÃO

A soldagem de revestimento de aços carbono com aços inoxidáveis é definida como a deposição de uma camada de aço inoxidável sobre superfícies de aços carbono ou aços de baixa liga, visando à produção de um revestimento com propriedades anti-corrosivas e resistência necessária para suportar ambientes sujeitos ao alto desgaste por corrosão (Murugan e Parmar, 1997; Phillips, 1965). Dessa forma, considerando que tais superfícies podem ser produzidas a partir de materiais comuns e de menor custo, a soldagem de revestimento de aços carbono com aços inoxidáveis tem se mostrado como uma alternativa viável aos mais diversos ambientes industriais, o que justifica o crescente interesse pelo processo nos últimos anos (Palani e Murugan, 2007). Casos de aplicações incluem as indústrias petrolíferas, químicas, alimentícias, agrícolas, nucleares, navais, ferroviária e de construção civil, conforme destacado por Palani e Murugan (2006) e Murugan e Parmar (1994).

Entretanto, a obtenção de fatores econômicos significativos requer que o cordão de solda seja depositado com o perfil geométrico desejado e este, por sua vez, demanda o controle e a otimização de diferentes características. Como pode ser observado na Fig. 1, o perfil geométrico de um cordão de solda é definido por algumas dimensões. Sendo assim, para as aplicações de revestimento de aços carbono com aços inoxidáveis, torna-se interessante que o processo

CAMPOS, P. H. S.; FERREIRA, J. R.; PAIVA, A. P.; BRITO, T. G.; PERUCHI, R. S.; GOMES, J. H. F.; ARCOS, J. I. L.; SILVEIRA, G. O. Utilização de parâmetro robusto multivariado no processo de torneamento do aço endurecido ABNT 52100 com ferramenta de geometria alisadora. *VII Congresso Nacional de Engenharia Mecânica*, São Luís, Brasil, Julho de 2012.



CONFEM 2012 «Engenharia em destaque»
VII Congresso Nacional de Engenharia Mecânica
São Luís - Maranhão - Brasil
 31 de julho a 03 de agosto
www.abcm.org.br/conem2012

UTILIZAÇÃO DE PARÂMETRO ROBUSTO MULTIVARIADO NO PROCESSO DE TORNEAMENTO DO AÇO ENDURECIDO ABNT 52100 COM FERRAMENTA DE GEOMETRIA ALISADORA

Pablo Henrique da Silva Campos, paulohcampos@hotmail.com
 João Roberto Ferreira, joro/e@unifei.edu.br
 Anderson Paulo Paiva, andersonppaiva@yahoo.com.br
 Tarcísio Gonçalves de Brito, engtauc.gb@ig.com.br
 Rogério Peruchi, rogeriooperuchi@yahoo.com.br
 José Henrique de Freitas Gomes, ze_henriquefg@yahoo.com.br
 Julian Ignacio López Arcos, julianlopez935@gmail.com
 Gustavo Oliveira da Silveira, gustavo.e.fci@gmail.com.br

Instituto de Engenharia de Produção e Gestão, Universidade Federal de Itajubá, Itajubá, Minas Gerais, Brasil

Resumo: Este trabalho apresenta um estudo experimental do aço ABNT 52100 endurecido com ferramenta de cerâmica mista ($Al_2O_3 + TiC$) com geometria alisadora, usando o Projeto de Parâmetro Robusto Multivariado (PPRM). A principal característica desta nova abordagem de otimização consiste em considerar um conjunto de variáveis de controle que conduzam todas as variáveis de respostas próximas de seus valores alvos e com mínima variação. Dureza e desgaste da ferramenta são variáveis de ruído do processo de torneamento duro. Para descobrir os níveis de parâmetros que minimizam a distância de cada resposta (y_i) de suas respectivas metas (T_i) enquanto mantêm cada variância provocada pelas variáveis de ruído a mais baixa possível. Usando uma matriz cruzada, uma metodologia de superfície de resposta formado pela velocidade de corte (V_c), avanço (f) e profundidade de corte (ap) é submetido à influência de quatro cenários construídos com um projeto fatorial completo 22 de dois fatores de ruído - dureza da superfície da peça decrescente ($Z1$) e do desgaste da ferramenta ($Z2$). Este arranjo experimental permite a geração de média e variância do Erro Quadrático médio (EQM) de cinco métricas de rugosidade (Ra , Rz , Ry , Rt e Rq). Como essas respostas são altamente correlacionadas, para extrair e utilizar esta informação, a Análise de Componentes Principais (ACP) foi usada. Adotando o Erro Quadrático Médio Multivariado (EQMM) como critério de otimização, uma solução robusta foi encontrada.

Palavras-chave: Torneamento Duro, Cerâmica mista alisadora, Projeto de Parâmetro Robusto Multivariado, Análise de Componentes Principais.

1. INTRODUÇÃO

A tecnologia de usinagem por torneamento duro tomou-se um importante processo de fabricação e é amplamente utilizado em uma gama de aplicações industriais, tais como engrenagens, eixos, rolamentos, cames, peças forjadas, moldes e matrizes, (BOUACHA et. al, 2010). Trata-se da remoção de materiais cuja dureza é superior a 45 HRC. A operação de torneamento é realizada com materiais de ferramentas avançadas, por exemplo, cerâmica mista ($Al_2O_3 + TiC$), nitreto de boro cúbico (CBN), que induz um benefício significativo, tais como curto tempo de corte, flexibilidade do processo, baixa rugosidade da peça, alta taxa de remoção de material, precisão dimensional e usinagem sem fluido de corte. É também de referir que este processo aproveita a capacidade de movimento de máquinas-ferramentas modernas, que permitem produzir diferentes geometrias de contorno e gerar formas complexas na peça que está sendo usinada (GATONDE et. al, 2009).

O uso de ferramentas com geometria alisadora permite uma taxa de avanço muito maior quando comparado com as ferramentas tradicionais (SINGH, 2007). Com esta modificação na geometria, é possível dobrar o avanço, aumentando a produtividade e mantendo a rugosidade da peça. Al Ahmari (2007) observou que ferramenta alisadora conhecida como geometria *Wiper* é empregada no torneamento duro, pois resulta em uma melhoria substancial do acabamento da peça mantendo-se a rugosidade Ra abaixo de $0,4 \mu m$.

Gatonde et al. (2009), estudaram os efeitos dos parâmetros de corte em uma operação de torneamento duro (aço AISI D2). Neste estudo observou-se os efeitos da profundidade de corte sobre a rugosidade da peça e o desgaste da ferramenta usando modelos matemáticos de segunda ordem. Utilizando ferramentas de cerâmica mista (Sandvik classe CC650, com raio convencional), (classe CC650WG, *Wiper*) e (classe GC6050WH, *Wiper*) confirmou que a cerâmica

PERUCHI, R. S.; PAIVA, A. P.; GOMES, J. H. F.; CARMELOSSI, M. S. Análise das medições de um software analisador de imagens para os parâmetros geométricos em um cordão de solda de revestimento. *VII Congresso Nacional de Engenharia Mecânica*, São Luís, Brasil, Julho de 2012.



CONEM 2012 «Engenharia em destaque»
VII Congresso Nacional de Engenharia Mecânica
São Luís - Maranhão - Brasil
31 de julho a 03 de agosto
www.abcm.org.br/conem2012

ANÁLISE DAS MEDIÇÕES DE UM SOFTWARE ANALISADOR DE IMAGENS PARA OS PARÂMETROS GEOMÉTRICOS EM UM CORDÃO DE SOLDA DE REVESTIMENTO

Rogério Santana Peruchi, rogeriooperuchi@unifei.edu.br
Anderson Paulo de Paiva, andersonppaiva@unifei.edu.br
José Henrique de Freitas Gomes, ze_henriquefg@yahoo.com.br
Michele de Santana Carmelossi, m.i.c.h.e.l.e@hotmail.com

Universidade Federal de Itajubá, Instituto de Engenharia de Produção e Gestão – UNIFEI/IEPG,
Av. BPS, 1303 Bairro Pinheirinho – Itajubá, MG – CEP: 37500-903

Resumo: A análise do sistema de medição (MSA) distingue-se de incerteza de medição porque possibilita explicar o procedimento de medição, determinando a quantidade de erro presente no processo e avaliando a adequação do sistema de medição para o controle do produto ou processo. Este artigo apresenta um estudo de repetitividade e reprodutibilidade (GR&R) das características geométricas de cordões de solda obtidos em um processo de soldagem de revestimento de chapas de aço carbono ABNT 1020 utilizando arames tubulares de aço inoxidável ABNT 316L. O planejamento experimental para este estudo considerou 8 peças, 3 operadores, 3 réplicas e 6 características geométricas do cordão de solda, medidas através de um software analisador de imagens. O objetivo deste trabalho é apresentar uma metodologia capaz de identificar as causas específicas de variação de um sistema de medição que mede múltiplas características da qualidade. O método para avaliar o sistema de medição é baseado em análise de componentes principais. Os resultados demonstraram que o treinamento eficiente dos operadores para o procedimento de medição é um fator essencial para que o sistema de medição seja capaz de controlar o processo de soldagem.

Palavras-chave: análise de componentes principais (PCA), análise de sistema de medição (MSA), repetitividade e reprodutibilidade (GR&R), soldagem de revestimento

1. INTRODUÇÃO

Em manufatura um sistema de medição nem sempre produz a dimensão exata de uma peça, mas ela fornece medições que são desviadas do valor verdadeiro por algum erro. Em qualquer atividade envolvendo medições, uma parte da variabilidade observada será devido ao próprio produto/processo, σ_p^2 , enquanto que o restante será devido ao erro de medição ou variabilidade do sistema de medição, σ_M^2 (Costa *et al.*, 2005; Li e Al-refaie, 2008; Majeske, 2008; Senol, 2004; Wang e Yang, 2007; Woodall e Borror, 2008). O estudo usado para medir as componentes de variação de uma análise do sistema de medição (MSA) é chamado de estudo de Repetitividade e Reprodutibilidade do Instrumento de Medição (*Gage Repeatability and Reproducibility – GR&R*), o qual pretende determinar se a variabilidade do sistema de medição é relativamente menor que a variabilidade do processo monitorado. Repetitividade é a variação nas medições obtidas com um instrumento de medição quando usado diversas vezes por um avaliador que mede a mesma característica da qualidade (*critical-to-quality characteristic – CTQ*) em uma mesma peça. Reprodutividade é tipicamente definida como a variação na média das medições feitas por diferentes avaliadores usando o mesmo instrumento de medição para medir a mesma CTQ em uma mesma peça (Burdick, Borror e Montgomery, 2003; Erdmann, Does e Bisgaard, 2010; Kaija *et al.*, 2010; He, Wang e Cook, 2011).

Para conduzir um típico estudo GR&R univariado é necessário definir o número de peças, operadores, réplicas e a variável resposta de interesse na análise (CTQ). De acordo com AIAG (2010), a componente de variação devido à repetitividade está associada à variação do sistema de medição. Já a reprodutividade refere-se à variação “entre condições”, ou seja, instrumentos de medição, laboratórios, condições ambientais e, mais comumente, operadores. Identificar as causas de variação do sistema de medição para um estudo GR&R univariado é relativamente mais simples que para um estudo GR&R multivariado. A complexidade do estudo aumenta de forma diretamente proporcional à quantidade de características da qualidade analisadas. Uma abordagem que pode ser utilizada para resumir a análise do sistema de medição de múltiplas CTQs é a transformação destas variáveis originais em escores de componentes principais. Análise de componentes principais é uma técnica estatística multivariada usada para resumir o

CAMPOS, P. H. S.; OLIVEIRA, G. O; FERREIRA, J. R.; PAIVA, A. P.; BALESTRASSI, P. P.; GOMES, J. H. F. Modeling of life tool and roughness in turning hard steel AISI 52100 wiper with mixed ceramics using Response Surface Methodology. *XVIII International Conference on Industrial Engineering and Operations Management*, Guimarães, Portugal, July 2012.



Modeling of Life Tool and Roughness in Turning Hard Steel AISI 52100 Wiper with Mixed Ceramics Using Response Surface Methodology

Paulo H. S. Campos*, Gustavo S. Oliveira*, João R. Ferreira*, Anderson P. de Paiva*, Pedro P. Balestrassi*, José H.F. Gomes*

*Production and Department, Federal University of Itajubá, Institute of Industrial Engineering and Management-Unifei/IEPG, Av. BPS, 1303 - Itajubá, MG - CEP 37500-903

Email: paulohcampos@hotmail.com, gustavo.efei@gmail.com, jorfe@unifei.edu.br, andersonppaiva@yahoo.com.br, ppbalestrassi@gmail.com, ze.henriquefg@yahoo.com.br

Abstract

In the study of the life of tools and average roughness of the machined surfaces, the turning process, there is the influence of various process factors, such as cutting speed, feed and depth of cut. In the conventional analysis of the influence of these factors in the machining process, is usually studied the influence of each of them separately. It is in this context that the response surface methodology (RSM) through which one can establish an appropriate working relationship between the characteristics of the product or machined and the tool used (tool life, surface roughness of the part, process cost, time machining) and cutting parameters. In this case, taking into account the simultaneous variation of factors, one can build mathematical models for prediction and optimization for the responses of interest. This statistical approach to nature is to plan experiments that generate appropriate data for effective analysis, resulting in valid and objective conclusions. This paper specifically addresses the mathematical modeling tool life (T) and surface roughness (Ra, Rq) of the part in the process of turning hardened steel AISI 52100 (50 HRC) with mixed ceramic Wiper tool and its interface with the methods of optimization of nonlinear programming. Mathematical models will be obtained by response surface methodology variables were the parameters of influence cutting speed, feed rate and cutting depth.

Keywords: roughness; tool life; hard turning; ceramics mixed wiper; nonlinear programming.

1 Introduction

The hard turning technology has become an important manufacturing process and is widely used in a range of industrial applications such as gears, shafts, bearings, cams, forged parts, molds and dies. This is the removal of materials whose hardness is more than 45 HRC. The turning operation is performed with tool materials mixed ceramic ($Al_2O_3 + TiC$) and cubic boron nitride (CBN), which induces a significant benefit, such as short-cutting time, process flexibility, low surface roughness of piece, high rate of material removal and dimensional accuracy. Referring to this process, we have the capacity utilization of modern machine tools, that will produce different contour geometries and generate complex shapes in the material being machined (ZOU, 2004).

The hard turning significantly reduces production costs, preparation time and improves the overall quality of the product in relation to the grinding process (Paiva, 2007). Especially considering their effectiveness in reducing processing time consumed in each operation, reduced power consumption, the elimination of cooling, the improvement of material properties and the ability to promote good surface finish by removing material from a single piece court, rather than a long grinding operation.

The contribution of the geometry of the tool for improvement of hard turning process, several studies show the use of wiper. (OZEL et al, 2007) investigated the influence of the edge geometry CBN tool related to the development of strain and temperature using a finite element simulation in hard turning and present a study of the effect of chamfer angle on CBN tool wear in hard turning and investigated the

GOMES, J. H. F.; COSTA, S. C.; PAIVA, A. P.; BALESTRASSI, A. P. Influence of flux cored arc welding parameters on the weld bead geometry in 316L stainless steel claddings deposited on AISI 1020 carbon steel plates. *21st Brazilian Congress of Mechanical Engineering*, Natal, Brazil, October 2011.

Proceedings of COBEM 2011
Copyright © 2011 by ABCM

21st Brazilian Congress of Mechanical Engineering
October 24-28, 2011, Natal, RN, Brazil

INFLUENCE OF FLUX CORED ARC WELDING PARAMETERS ON THE WELD BEAD GEOMETRY IN 316L STAINLESS STEEL CLADDINGS DEPOSITED ON AISI 1020 CARBON STEEL PLATES

José Henrique de Freitas Gomes, ze_henriquefg@yahoo.com.br

Sebastião Carlos da Costa, scosta@unifei.edu.br

Anderson Paulo de Paiva, andersonppaiva@unifei.edu.br

Pedro Paulo Balestrassi, pedro@unifei.edu.br

Institute of Production Engineering and Management, Federal University of Itajubá, Itajubá, Minas Gerais, Brazil

Abstract. In recent years, stainless steel cladding applications have increased in industrial environments due to this process allows anti-corrosive surfaces be produced from low cost materials, such as carbon steel or low alloy steels. However, to ensure the final quality of the claddings, it is important to know the welding parameters' effects on the process outputs. This contributes to an appropriate operation monitoring. Given that the main difference between surfacing and conventional welding is related to the geometric profile of the weld bead, this work aimed to analyze the influence of flux cored arc welding parameters on geometric characteristics of 316L stainless steel claddings deposited on AISI 1020 carbon steel plates. The weld bead geometry was described by bead width, reinforcement and dilution. The FCAW parameters analyzed were wire feed rate, voltage, welding speed and contact tip to work piece distance. To verify the parameters' influence, mathematical models were developed based on Design of Experiments and Response Surface Methodology techniques. The results showed that the mathematical models developed for geometry of claddings presented good adjustments and good statistical significance. Thus, these expressions can be characterized as reliable relationships in representing and controlling the process, especially in the optimization of the final welding bead geometry characterized by a maximum bead width and a minimum dilution. All parameters analyzed were significant. However, the degree of significance among them varied according to the responses of interest. The interaction effects of parameters were also significant, showing that the combined effect of two parameters can significantly affect a response, even when taken individually the two might produce little effect.

Keywords: Surfacing, Flux cored arc welding, Stainless steel claddings, Design of Experiments, Response Surface Methodology.

1. INTRODUCTION

Surfacing is a welding process in which a layer of filler metal is deposited over the surface of another material to obtain desired properties or dimensions. It is generally used for three purposes: to extend the useful life of a part that, for a given application, lacks needed properties; to restore elements affected by corrosion or wear; and to create surfaces with special features (Phillips, 1965; Marques *et al.*, 2005). Of these three applications, this last one, in industrial settings, is noticeably on the rise. Considering the various types of surfacing materials, stainless steel claddings are characterized as one of the most frequent applications (Murugan and Parmar, 1997).

The stainless steel cladding process is then defined as the deposition of a stainless steel layer on surfaces of carbon steel or low alloy steels in order to produce claddings with anti-corrosion properties and resistance needed to withstand environments subject to high wear due to corrosion. Impressive results have made the process quite attractive. Essentially, the process produces surfaces, out from common materials, that are resistant to corrosive environments. This is obtained at a cost dramatically lower than using the pure, highly expensive components of stainless steel. As a result, carbon steels clad with stainless steels is taking hold in various types of industries, including petroleum, chemical, food, agricultural, nuclear, naval, railway, civil construction, and still others (Murugan and Parmar, 1994; Palani and Murugan, 2006).

How cladding applications differ from conventional welding mainly concerns the weld bead geometry. Unlike conventional applications, that require high penetration (P) to ensure the resistance of the weld (Fig. 1a), the desired weld bead geometry in cladding applications includes high bead width (W), high reinforcement (R), low penetration (P) and low dilution percentage (D) (Fig. 1b). This characteristic geometric profile is important for the process allows cover the largest possible area with the least number of passes, resulting in significant savings of time and material.

The dilution control is another critical aspect in the cladding process. This control, according to several researchers, is critical to ensuring the final quality of the claddings (Kannan and Murugan, 2006; Shahi and Pandey, 2006; Balasubramanian *et al.*, 2009). Shahi and Pandey (2008) argue that the dilution strongly influences the chemical composition and properties of clad components. In the stainless steel cladding process, increasing the dilution reduces the alloying elements and increases the carbon content in the clad layer, giving rise to a number of metallurgical problems. Chief among these is that the metal is less corrosion-resistant. Therefore, researchers are studying and developing procedures that are able to offer an optimal dilution (Palani and Murugan, 2007).

GOMES, J. H. F.; COSTA, S. C.; PAIVA, A. P. Otimização multi-objetiva da qualidade e da produtividade na soldagem de revestimento de chapas de aço carbono utilizando arame tubular de aço inoxidável austenítico. *XXXI Encontro Nacional de Engenharia de Produção*, Belo Horizonte, Brasil, Outubro de 2011.



XXXI ENCONTRO NACIONAL DE ENGENHARIA DE PRODUÇÃO
Inovação Tecnológica e Propriedade Intelectual: Desafios da Engenharia de Produção na Consolidação do Brasil no
Cenário Econômico Mundial
Belo Horizonte, MG, Brasil, 04 a 07 de outubro de 2011.

OTIMIZAÇÃO MULTI-OBJETIVA DA QUALIDADE E DA PRODUTIVIDADE NA SOLDAGEM DE REVESTIMENTO DE CHAPAS DE AÇO CARBONO UTILIZANDO ARAME TUBULAR DE AÇO INOXIDÁVEL AUSTENÍTICO

Jose Henrique de Freitas Gomes (UNIFEI)
ze_henriquefg@yahoo.com.br
Sebastiao Carlos da Costa (UNIFEI)
sccosta@unifei.edu.br
Anderson Paulo de Paiva (UNIFEI)
andersonppaiva@yahoo.com.br

O objetivo deste trabalho é a otimização simultânea da qualidade e da produtividade da soldagem com arame tubular empregada para o revestimento de chapas de aço carbono utilizando aço inoxidável austenítico. A soldagem de revestimento de aços carbono com aços inoxidáveis é uma aplicação que tem apresentado vantagens econômicas significativas para os ambientes industriais, em função de permitir a produção de superfícies anti-corrosivas a partir de materiais de baixo custo. Dessa forma, a qualidade do cordão de revestimento foi otimizada através da formação de escória e do aspecto superficial. Para a produtividade, foram otimizados a taxa de deposição e o rendimento do processo. Os parâmetros de soldagem considerados incluíram a velocidade de alimentação do arame, tensão, velocidade de soldagem e distância bico de contato peça. Uma estratégia multi-objetiva baseada no Método do Critério Global e no Algoritmo Genético foi utilizada para a identificação do ajuste ótimo dos parâmetros de soldagem, sendo as funções objetivo modeladas através da Metodologia de Superfície de Resposta. Esta estratégia combinada foi aplicada com êxito, o que permitiu a otimização dos resultados.

Palavras-chaves: Otimização de múltiplos objetivos, Soldagem de revestimento de aços carbono com aços inoxidáveis, Metodologia de Superfície de Resposta, Método do Critério Global, Algoritmo Genético

PAIVA, E. J.; GOMES, J. H. F.; PAIVA, A. P.; COSTA, S. C. Otimização de processos de soldagem baseada no conceito do Erro Quadrático Médio Multivariado Ponderado. 6º Congresso Brasileiro de Engenharia de Fabricação, Caxias do Sul, Brasil, Abril de 2011.



COMPROMETIDA COM A PROMOÇÃO DO DESENVOLVIMENTO DA ENGENHARIA E DAS CIÊNCIAS MECÂNICAS

6º CONGRESSO BRASILEIRO DE ENGENHARIA DE FABRICAÇÃO
6th BRAZILIAN CONFERENCE ON MANUFACTURING ENGINEERING
11 a 15 de abril de 2011 – Caxias do Sul – RS – Brasil
April 11th to 15th, 2011 – Caxias do Sul – RS – Brazil

OTIMIZAÇÃO DE PROCESSOS DE SOLDAGEM BASEADA NO CONCEITO DO ERRO QUADRÁTICO MÉDIO MULTIVARIADO PONDERADO

Emerson José de Paiva, emersonpaiva@unifei.edu.br¹
José Henrique de Freitas Gomes, ze_henriquefg@yahoo.com.br¹
Anderson Paulo de Paiva, andersonppaiva@yahoo.com.br¹
Sebastião Carlos da Costa, sccosta@unifei.edu.br¹

¹Universidade Federal de Itajubá – UNIFEI, Caixa Postal 50 – CEP 37500-003 – Itajubá, MG – Brasil

Resumo: A otimização de parâmetros do processo de soldagem, com um grande número de características de qualidade, é uma difícil tarefa. Além disso, a maioria das pesquisas não trata adequadamente a estrutura de variância-covariância existente entre as respostas, resultando em inapropriados pontos de ótimo. Para suprir essa dificuldade, este trabalho apresenta um método de otimização robusta multivariada, desenvolvido especialmente para a investigação das múltiplas características correlacionadas, do processo de soldagem com arame tubular para as operações de revestimento de aço carbono com aços inoxidáveis, visando à maximização das características geométricas do cordão de revestimento e da produtividade do processo, baseado no conceito do Erro Quadrático Médio Multivariado Ponderado (EQMMP). O método consiste na combinação da Metodologia de Superfície de Resposta (MSR), Projeto de Experimentos (DOE) e a Análise de Componentes Principais (ACP) na tentativa de se atingir valores alvos especificados, para cada característica estudada – Largura do Cordão de Solda (W), Penetração (P), Reforço (R), Taxa de Diluição (D), Taxa de Deposição (TD), Rendimento (%), Escória (E) e Aspecto Superficial (S). Um procedimento experimental de confirmação foi desenvolvido para validar os resultados teóricos.

Palavras-chave: Metodologia de Superfície de Respostas (MSR), Planejamento e Análise de Experimentos (DOE), Análise de Componentes Principais (ACP), Erro Quadrático Médio Multivariado Ponderado (EQMMP).

1. INTRODUÇÃO

A deposição de aços inoxidáveis sobre superfícies de aço carbono ou aços de baixa liga, se constitui em uma aplicação frequente em processos de revestimento, para a criação de superfícies com características especiais. Nesse tipo de processo, uma camada de metal de adição é depositada sobre outra superfície, com o objetivo de se obter propriedades ou dimensões especificadas. Sua utilização é recomendável para os casos em que se deseja prorrogar a vida útil de peças que não possuem as características exigidas para dada aplicação ou para reparação de elementos cujas propriedades foram alteradas por processos de desgaste ou corrosão (Phillips, 1965; Marques, Modenesi e Bracarense, 2005).

Da própria natureza das aplicações de soldagem e em especial nos processos de revestimentos de aços inoxidáveis sobre superfícies de aço carbono, encontrar os parâmetros ideais de processo se constitui em tarefa não trivial. De comprovado potencial econômico, esse processo está sujeito à grande complexidade multivariada dos diversos parâmetros de entrada e das múltiplas respostas resultantes, que, geralmente, se apresentam correlacionadas. Dar tratamento adequado ao controle desse processo, respeitando a estrutura de correlação existente, é fundamental para alcançar a qualidade desejada do revestimento.

Enquanto nas aplicações convencionais o que se deseja é a alta penetração para garantir a resistência da junta soldada, nos processos de soldagem de revestimento o objetivo é maximizar o perfil geométrico do cordão, atribuindo altos reforços com baixas penetrações e baixos percentuais de diluição (Fig.(1)). A obtenção deste perfil geométrico característico é importante para que o processo de revestimento permita recobrir a maior área possível com o menor número de passes, resultando em economias significativas de materiais e tempo.

Na soldagem de revestimento, o perfil geométrico desejado se resume a grandes larguras do cordão (W), altos reforços (R), baixas penetrações (P) e baixos percentuais de diluição (D).