

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

**Proposta de Balanceamento entre Valor Esperado e Variância de
Previsão na Otimização de Processos de Manufatura**

Bruna Stéfany Costa

Itajubá, fevereiro de 2019

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

Bruna Stéfany Costa

Proposta de Balanceamento entre Valor Esperado e Variância de
Previsão na Otimização de Processos de Manufatura

Dissertação submetida ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção como parte dos requisitos para obtenção do Título de Mestre em Ciências em Engenharia de Produção.

Área de Concentração: Modelagem, otimização e controle.

Orientador: Anderson Paulo de Paiva, Dr.

Itajubá, fevereiro de 2019

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

Bruna Stéfany Costa

Proposta de Balanceamento entre Valor Esperado e Variância de
Previsão na Otimização de Processos de Manufatura

Dissertação aprovada por banca examinadora em 21 de fevereiro de 2019, conferindo ao autor o título de Mestre em Ciências em Engenharia de Produção.

Banca Examinadora:

Prof. Anderson Paulo de Paiva, Dr. (Orientador)

Prof. Paulo Henrique da Silva Campos, Dr. (UNIFEI)

Prof. Luis Felipe dos Santos Carollo, Dr. (FEPI)

Prof. Luiz Gustavo Dias Lopes, Dr. (FEPI)

Itajubá, fevereiro de 2019

AGRADECIMENTOS

Agradeço a Deus, por me sustentar dia a dia.

Aos meus pais, Paulo e Dita, pelo apoio e carinho constantes.

Aos meus amigos e familiares, por ansiarem pelo meu sucesso.

Ao meu orientador, Prof. Anderson Paiva, pela paciência e pelos ensinamentos.

À Helibras e aos meus gestores, pelo suporte.

Ao corpo docente e discente da pós-graduação, pela agregação de conhecimento.

À UNIFEI.

RESUMO

O setor da manufatura continua com força crítica tanto em economias avançadas quanto em economias em desenvolvimento. Os desafios experimentados pelas empresas manufatureiras demandam que elas sejam capazes de otimizar seu custo, tempo e qualidade. Para tal, a metodologia de superfície de resposta (RSM) tem sido amplamente usada. Desta forma, o presente trabalho possui o objetivo de propor um balanceamento entre valor esperado e variância de previsão na otimização de processos de manufatura que usam a RSM. A primeira etapa da pesquisa foi o mapeamento e a replicação de 38 artigos, referentes a 38 processos diferentes de manufatura. Através deste mapeamento, observou-se que as pesquisas publicadas em processos de manufatura que usam a RSM não verificam a convexidade das respostas, não confrontam a convexidade e o sentido de otimização das respostas, e não utilizam a restrição de espaço experimental. Uma vez que em 86% das respostas da amostra há desalinhamento entre convexidade e sentido de otimização, a solução destes problemas de pesquisa se refere a um ponto distante do centro do arranjo, com alta variância e baixa previsibilidade. Como consequência, a segunda etapa da pesquisa foi o uso do método de intercessão normal à fronteira (NBI) para ponderar valor esperado e variância de previsão. As fronteiras de Pareto criadas indicam a presença de soluções com perda média de 5% do valor esperado para redução média de 29% na variância de previsão, pelo uso da RSM com a restrição de espaço experimental mais estreita, de forma que $g(\mathbf{x}) = \mathbf{x}^T \mathbf{x} \leq (\rho^2)(0,8)$.

Palavras-chave: Metodologia de superfície de resposta (RSM), Método de intercessão normal à fronteira (NBI), Proposta de balanceamento, Manufatura.

ABSTRACT

The sector of manufacturing remains critical in both economies the advanced ones and the growing ones. The current challenges experienced by manufacturing companies demand them to be able to optimize their cost, time and quality. To do so, the response surface methodology (RSM) has been widely used. This way, this work aims to propose a trade-off between expected value and prediction variance regarding optimization of manufacturing processes that use RSM. The first part of the research was mapping and replicating 38 articles that refer to 38 different manufacturing processes. Through that mapping, it was observed that published researches about manufacturing processes that use RSM do not verify the convexity of their responses, do not compare convexity and optimization flow of their responses, and do not use experimental space constraint. Once in 86% of sample responses there isn't an alignment on convexity and optimization flow, the solution of those problems will be a point far from the center of the design, with high variance and low predictability, As a consequence, the second part of the research was using normal boundary intersection (NBI) method to balance out expected value and predicted variance. The Pareto frontiers that were drawn indicate there are solutions with roughly 5% of expected value loss and 29% of predicted variance reduction, by using RSM with narrower experimental space constraint, in order that $g(\mathbf{x}) = \mathbf{x}^T \mathbf{x} \leq (\rho^2)(0,8)$.

Key words: *Response surface methodology (RSM), Normal boundary intersection (NBI) method, Trade-off proposition, Manufacturing.*

LISTA DE FIGURAS

Figure 1.1 - Ilustração do NBI para $E[fx]$ e $Var[fx]$	2
Figure 2.1 - Modelo geral de um processo	5
Figure 2.2 - Classificação dos processos de manufatura	8
Figure 2.3 - Histórico das revoluções industriais	10
Figure 2.4 - Passos da metodologia de superfície de resposta.....	15
Figure 2.5 - Arranjo de CCD	17
Figure 2.6 - Tipos de CCD	18
Figure 2.7 - Função com convexidade convexa	25
Figure 2.8 - Função com convexidade côncava	25
Figure 2.9 - Função com convexidade sela	25
Figure 2.10 - Relação entre convexidade, sentido de otimização e restrição de espaço experimental	27
Figure 2.11 - Método NBI	30
Figure 2.12 - Gráfico da variância em comparação com o raio	32
Figure 3.1 - Classificação da pesquisa	35
Figure 3.2 - Ilustração do NBI para $E[fx]$ e $Var[fx]$ para restrição com aperto	38
Figure 3.3 - Gráfico da variância em comparação com o raio para restrição com aperto	38
Figure 4.1 - Curva de poder do teste para uma proporção	42
Figure 4.2 - Mapeamento das informações do artigo	43
Figure 4.3 - Mapeamento das características do arranjo	44
Figure 4.4 - Mapeamento das respostas do artigo	44
Figure 4.5 - Arranjo no <i>software</i> Minitab.....	45
Figure 4.6 - Arranjo e respostas no <i>software</i> Minitab	45
Figure 4.7 - Coeficientes para cada resposta no <i>software</i> Minitab.....	46
Figure 4.8 - Coeficientes dos termos significativos para cada resposta	46
Figure 4.9 - Matriz B para cada resposta.....	47
Figure 4.10 - Autovalores de cada resposta.....	47
Figure 4.11 - Convexidade de cada resposta	48
Figure 4.12 - Comparação para cada resposta	48
Figure 4.13 - Consolidação das informações do artigo	49
Figure 4.14 - Quantidade de artigos por classe de processo de manufatura.....	51
Figure 4.15 - Quantidade de artigos por periódico de publicação.....	53
Figure 4.16 - Quantidade de artigos por ano de publicação	54
Figure 4.17 - Quantidade de respostas por artigo	55
Figure 4.18 - Teste da primeira hipótese	55
Figure 4.19 - Convexidade das respostas	56
Figure 4.20 - Sentido de otimização das respostas	57
Figure 4.21 - Teste da segunda hipótese	57
Figure 4.22 - Análise do alinhamento para respostas côncavas	58
Figure 4.23 - Análise do alinhamento para respostas convexas	58
Figure 4.24 - Análise do alinhamento para respostas sela.....	59

Figure 4.25 - Análise do alinhamento para todas respostas	59
Figure 4.26 - Restrição de espaço experimental no método MMSE.....	60
Figure 4.27 - Restrição de espaço experimental no método MGI.....	60
Figure 4.28 - Teste da terceira hipótese.....	61
Figure 4.29 - Curvatura da região experimental.....	62
Figure 4.30 - Análise de significância dos coeficientes dos termos.....	63
Figure 4.31 - Realização do experimento de confirmação	64
Figure 4.32 - Quantidade de modelos reduzidos	65
Figure 4.33 - Convexidade nos modelos reduzidos.....	65
Figure 5.1 - Coeficientes da $f_1(\mathbf{x})$	69
Figure 5.2 - Otimização individual da $f_1(\mathbf{x})$	70
Figure 5.3 - Otimização individual da $f_2(\mathbf{x})$	70
Figure 5.4 - Método NBI.....	71
Figure 5.5 - Fronteira de Pareto para a resposta escolhida 01	72
Figure 5.6 - Fronteira de Pareto para a resposta escolhida 02.....	73
Figure 5.7 - Fronteira de Pareto para a resposta escolhida 03.....	74
Figure 5.8 - Fronteira de Pareto para a resposta escolhida 04.....	75
Figure 5.9 - Fronteira de Pareto para a resposta escolhida 05.....	76
Figure 5.10 - Sobreposição das fronteiras de Pareto da resposta escolhida 1 para diferentes ($1-\delta$).....	77
Figure 5.11 - Redução do comprimento das fronteiras de Pareto da resposta escolhida 1 para diferentes ($1-\delta$)	77
Figure 5.12 - Sobreposição das fronteiras de Pareto da resposta escolhida 2 para diferentes ($1-\delta$).....	78
Figure 5.13 - Redução do comprimento das fronteiras de Pareto da resposta escolhida 2 para diferentes ($1-\delta$)	78
Figure 5.14 - Sobreposição das fronteiras de Pareto da resposta escolhida 3 para diferentes ($1-\delta$).....	79
Figure 5.15 - Redução do comprimento das fronteiras de Pareto da resposta escolhida 3 para diferentes ($1-\delta$)	79
Figure 5.16 - Sobreposição das fronteiras de Pareto da resposta escolhida 4 para diferentes ($1-\delta$).....	80
Figure 5.17 - Redução do comprimento das fronteiras de Pareto da resposta escolhida 4 para diferentes ($1-\delta$)	80
Figure 5.18 - Sobreposição das fronteiras de Pareto da resposta escolhida 5 para diferentes ($1-\delta$).....	81
Figure 5.19 - Redução do comprimento das fronteiras de Pareto da resposta escolhida 5 para diferentes ($1-\delta$)	81

LISTA DE QUADROS

Quadro 2.1 - Características das principais técnicas de planejamento de experimentos.....	13
Quadro 5.1 - Aplicação dos critérios de escolha para os artigos selecionados	67
Quadro 5.2 - Trade off para diferentes $(1-\delta)$	81

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

ANOVA	Análise de variância
CCC	Arranjo circunscrito
CCD	Arranjo composto central (<i>Box-Wilson central composite design</i>)
CCF	Arranjo de face centrada
CCI	Arranjo inscrito
DOE	Planejamento de experimentos (<i>design of experiment</i>)
MGI	Índice geral multivariado (<i>multivariate global index</i>)
MMSE	Erro quadrático médio multivariado (<i>multivariate mean square error</i>)
NBI	Método de intercessão normal à fronteira (<i>normal boundary intersection</i>)
OLS	Método dos mínimos quadrados ordinários (<i>ordinary least squares</i>)
RSM	Metodologia de superfície de resposta (<i>response surface methodology</i>)
SPV	Variância escalada de previsão (<i>scaled prediction variance</i>)

Lançando sobre ele toda a vossa ansiedade, porque ele tem cuidado de vós.

1 Pedro 5.7

SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO	1
1.1. Contexto e Justificativas	1
1.2. Objetivos e Hipóteses da Pesquisa.....	3
1.3. Delimitações	3
1.4. Estrutura do Trabalho	4
2. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	5
2.1. Processos de Manufatura	5
2.1.1. Processos	5
2.1.2. Processos de Manufatura	5
2.2. Metodologia de Superfície de Resposta.....	10
2.2.1. Planejamento de Experimentos	11
2.2.2. Metodologia de Superfície de Resposta	13
2.2.2.1. Arranjo Composto Central	16
2.2.2.2. Método dos Mínimos Quadrados Ordinários	19
2.2.2.3. Média e Variância	20
2.2.2.4. Curvatura na Região Experimental	22
2.2.2.5. Convexidade e Sentido de Otimização.....	23
2.2.2.6. Restrição de Espaço Experimental	26
2.2.2.7. Desalinhamento em Planejamento de Experimentos	26
2.3. Método de Interação Normal à Fronteira.....	28
2.3.1. Otimização Multiobjetivo.....	28
2.3.2. Métodos de Otimização Multiobjetivo	28
2.3.3. Método de Interação Normal à Fronteira	28
2.4. Variância de Previsão e Método de Interação Normal à Fronteira.....	32
2.5. Teste de Hipóteses	33
3. MÉTODO DE PESQUISA	35
3.1. Classificação da Pesquisa	35
3.2. Justificativas dos Métodos Selecionados	35
3.3. Procedimento Metodológico	36
4. LEVANTAMENTO E ANÁLISE CRÍTICA	41
5. APLICAÇÃO DA PROPOSTA DE BALANCEAMENTO	66

6. CONCLUSÕES.....	83
6.1. Considerações Finais	83
6.2. Contribuições do Trabalho.....	85
6.3. Sugestões para Trabalhos Futuros	85
7. REFERÊNCIAS	86

1. INTRODUÇÃO

1.1.Contexto e Justificativas

Os objetivos mais importantes das empresas manufatureiras estão ligados à otimização de seu custo, tempo e qualidade. As estratégias adotadas na manufatura possuem um importante papel na competitividade dos negócios, uma vez que conectam os indicadores de desempenho com os objetivos corporativos (MULLER *et al.*, 2013; OKOSHI *et al.*, 2019).

Neste contexto, a metodologia de superfície de resposta (RSM) tem sido amplamente usada na análise dos valores que otimizam os objetivos corporativos traduzidos em respostas, com o intuito de melhorar os processos produtivos. Como exemplo clássico, a metodologia pode ser aplicada na redução do custo e aumento da produtividade (CHOMPU-INWAI *et al.*, 2015).

Todavia, por se tratar de um método experimental, a RSM não garante um alinhamento entre a convexidade e o sentido de otimização das respostas. Nos casos de alinhamento, a solução do problema de otimização será um ponto no centro do arranjo, com baixa variância e alta previsibilidade. Já nos casos de não alinhamento, a solução do problema de otimização será um ponto na periferia do arranjo, com alta variância e baixa previsibilidade, na restrição de espaço experimental caso ela tenha sido usada na modelagem (MYERS *et al.*, 2009).

Este *trade off* é representado na figura 1.1. O ponto x_1 demonstra a minimização da função de variância $\text{Var}[f(\mathbf{x})]$, que é uma resposta convexa e, portanto, os mínimos valores ocorrem no centro do arranjo. Já o ponto x_2 demonstra a otimização de uma função qualquer de valor esperado $E[f(\mathbf{x})]$, na qual os valores otimizados ocorrem na periferia do arranjo. Para estas duas funções, a solução do problema de otimização será na restrição de espaço experimental $g(\mathbf{x})$, representada pela cor azul na figura (NAVES *et al.*, 2017).

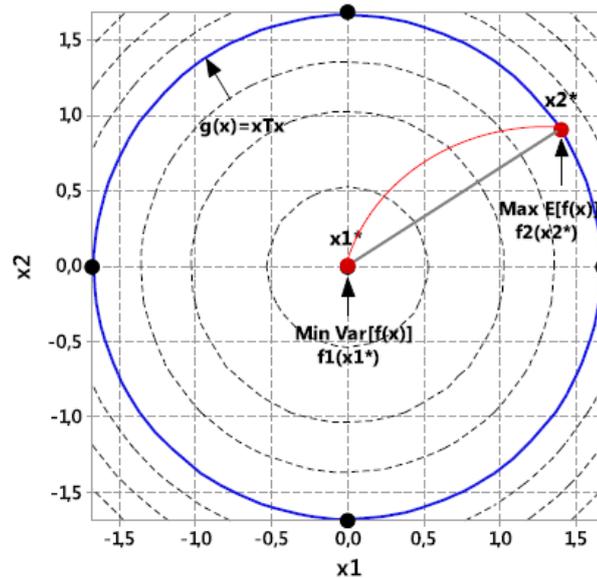


Figure 1.1 - Ilustração do NBI para $E[f(x)]$ e $Var[f(x)]$

Fonte: Naves *et al.* (2017)

Este desalinhamento entre convexidade e sentido de otimização, que leva a um *trade off* entre valor esperado e variância de previsão, pode ser minimizado com o uso do método de intercessão normal à fronteira (NBI), que cria uma fronteira de Pareto para a otimização multiobjetivo, representada pela cor vermelha na figura 1.1 (NAVES *et al.*, 2017).

Em se tratando de justificativas, em primeiro lugar, a escolha dos processos de manufatura reflete a importância da manufatura no cenário atual. No mundo, a manufatura tem se mostrado crítica tanto em economias em desenvolvimento, ao permitir a transição de agriculturas de subsistência para padrões mais elevados de renda, quanto em economias avançadas, mantendo-se como uma fonte vital de inovação e competitividade. Já no Brasil, estudos apresentam uma perspectiva de fortalecimento da competitividade manufatureira nos próximos anos, levando-se em consideração os investimentos em infraestrutura e as mudanças no setor energético do país (DELOITTE, 2018; MCKINSEY, 2019; REUTERS, 2018).

Em segundo lugar, a escolha da metodologia de superfície de resposta reflete seu acentuado uso em diversas áreas do conhecimento, e atualmente representa o método de otimização mais popular. No contexto da manufatura, a metodologia tem sido empregada nos mais diversos processos e nos mais diversos países, com significativos resultados para os setores e as empresas em questão (ALI *et al.*, 2018; JAMAL *et al.*, 2017; SAN e OKUR, 2017).

1.2. Objetivos e Hipóteses da Pesquisa

Os objetivos específicos do presente trabalho são:

- Averiguar se as pesquisas publicadas em processos de manufatura que usam a metodologia de superfície de resposta verificam a convexidade das respostas;
- Averiguar se estas pesquisas confrontam convexidade e sentido de otimização;
- Averiguar se estas pesquisas utilizam a restrição de espaço experimental.

Estes objetivos específicos estão diretamente relacionados com as hipóteses de pesquisa.

H_{0_1} - as pesquisas publicadas em processos de manufatura que usam RSM verificam a convexidade das respostas.

H_{0_2} - as pesquisas publicadas em processos de manufatura que usam RSM confrontam a convexidade e o sentido de otimização das respostas.

H_{0_3} - as pesquisas publicadas em processos de manufatura que usam RSM utilizam a restrição de espaço experimental.

A aceitação ou rejeição destas hipóteses de pesquisa levará a identificação da ausência ou presença do desalinhamento. Constatando-se a presença do desalinhamento, o objetivo geral é apresentar uma proposta de balanceamento entre valor esperado e variância de previsão na otimização de superfícies de resposta aplicadas em processos de manufatura.

1.3. Delimitações

O recorte do trabalho resulta em delimitações nas conclusões obtidas tanto na fase de levantamento quanto na fase de proposta de balanceamento.

As delimitações do capítulo 5 se referem aos seguintes tópicos:

1. Pesquisas que estudam os processos de manufatura;
2. Pesquisas que aplicam a metodologia de superfície de resposta;
3. Pesquisas que utilizam o arranjo composto central.

Já as delimitações do capítulo 6 incorporam também os aspectos:

4. Pesquisas que usam o valor padrão do *alpha*, como indicado pelo software *Minitab*;
5. Pesquisas que usam a quantidade padrão de pontos centrais, como indicado pelo software *Minitab*;
6. Pesquisas que usam o fatorial completo.

1.4.Estrutura do Trabalho

O presente trabalho está dividido em 6 capítulos. O capítulo 1 apresenta a introdução, abordando o contexto e a justificativa, bem como os objetivos e as hipóteses da pesquisa. O capítulo 2 apresenta a fundamentação teórica com os principais conceitos ligados a (i) processos de manufatura, (ii) metodologia de superfície de resposta, (iii) método de intercessão normal à fronteira, (iv) teste de hipóteses. O capítulo 3 apresenta os métodos de pesquisa, a saber, (i) levantamento e (ii) modelagem. O capítulo 4 apresenta o levantamento, fomentando tanto a aceitação ou rejeição das 3 hipóteses de pesquisa quanto a consolidação de 4 análises adicionais sobre o uso da metodologia de superfície de resposta. O capítulo 5 apresenta a proposta de balanceamento, na qual o uso do método de intercessão normal à fronteira evidencia conclusões relevantes para o *trade off* entre valor esperado e variância de previsão. Por fim, o capítulo 6 apresenta as conclusões do trabalho, em termos de considerações finais, contribuições do trabalho e sugestões para trabalhos futuros.

2. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

2.1. Processos de Manufatura

2.1.1. Processos

Um processo se refere a um conjunto de atividades inter-relacionadas capazes de gerar resultados. Os processos também podem ser descritos como a combinação de operações, métodos, máquinas, pessoas e outros recursos que transformam um *input* (geralmente um material) em um *output* que possui uma ou mais variáveis de resposta (y). Processos possuem variáveis tanto controláveis (podendo ser representadas por x_1, x_2, x_p) quanto incontroláveis (podendo ser representadas por z_1, z_2, z_q) (BORGES e ROLLIM, 2016; LIMA, 2016).

Com base na última definição, um processo pode ser representado pela figura 2.1.

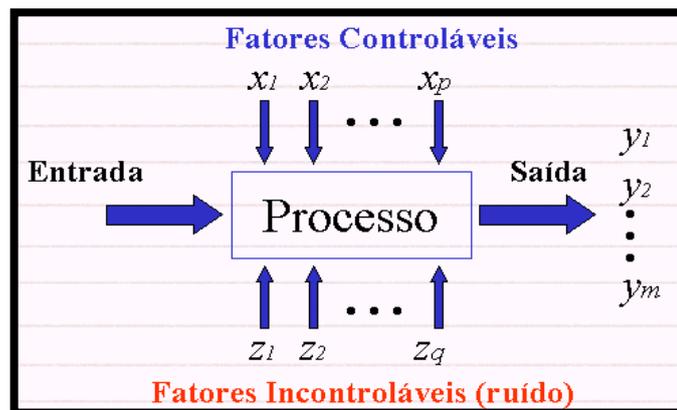


Figure 2.1 - Modelo geral de um processo

Fonte: adaptado de Montgomery (2012)

2.1.2. Processos de Manufatura

O desejo humano de produzir coisas tem representado uma atividade essencial das civilizações desde os primórdios do tempo. Desde então, poucas mudanças aconteceram. De maneira sistemática, a humanidade tem atingido grandes avanços em se tratando da redução dos esforços dispendidos na criação de produtos, ao passo que as coisas produzidas têm se tornado cada vez mais abstratas (FRONTINI e KENNEDY, 2003).

O termo usado atualmente para descrever estas atividades, manufatura, pode ser definido sob as perspectivas tecnológica e econômica (GROOVER, 2010):

- Visão tecnológica: apresenta a manufatura como a aplicação de processos ora físicos ora químicos com a intenção de alterar as propriedades, geometria e / ou aparência de certo material inicial transformando-o em partes ou produtos. Nesta visão, a manufatura também referencia produtos derivados da montagem de inúmeras partes. De maneira geral, a manufatura acontece por meio de uma sequência de operações, envolvendo a combinação de trabalho, energia, máquinas e ferramentas;
- Visão econômica: delinea a manufatura como a ação de transformar materiais em itens com alto valor agregado, através de únicas ou múltiplas operações de processamento e / ou montagem. Nesta visão, o ponto chave é que a manufatura está adicionando valor ao material, seja pela alteração de sua forma ou propriedade, ou mesmo pela sua combinação com outros materiais.

A maioria dos materiais utilizados na manufatura se classifica em quatro categorias: (1) metais, (2) cerâmicos, (3) polímeros e (4) compósitos. Os materiais pertencentes a cada uma destas categorias possuem propriedades físicas, químicas e mecânicas diferenciadas, que fazem com que diferentes processos de manufatura também sejam requeridos na obtenção de produtos a partir deles (MURRAY *et al.*, 2007).

Segue detalhamento destas quatro categorias (SMITH e HASHEMI, 2015):

1. Materiais metálicos: se referem a substâncias inorgânicas formadas por um ou mais elementos metálicos, ao mesmo tempo em que também podem conter elementos não metálicos. Estes materiais geralmente são bons condutores elétricos e térmicos, sendo que inúmeros são relativamente dúcteis e resistentes na temperatura ambiente e vários são capazes de se manter significativamente resistentes em altas temperaturas;
2. Materiais cerâmicos: materiais inorgânicos formados pela ligação química de elementos metálicos e não metálicos. De maneira geral, eles possuem alta resistência mecânica em temperaturas altas, muito embora com tendência a serem quebradiços, resultando em pouca ou nenhuma deformação antes de sua ruptura;

3. Materiais polímeros: em sua maioria, são longas cadeias ou redes moleculares cuja base é predominantemente de materiais orgânicos (precursores que possuem carbono). Estes materiais variam consideravelmente quando se trata de sua ductilidade e resistência. Eles são majoritariamente maus condutores de eletricidade, resultado da natureza de sua estrutura interna, e alguns são bons isolantes;
4. Materiais compósitos: denotam as misturas não homogêneas dos materiais das três categorias anteriormente comentadas. Os materiais constituintes preservam suas propriedades, muito embora o compósito resultante possua propriedades diferenciadas de seus constituintes. De maneira geral, eles são resultado da união de um material de enchimento ou reforço apropriado e uma resina aglutinadora adequada, formando um material com as características e propriedades almejadas.

Esta gama de materiais é objeto de processos de manufatura, que podem ser definidos como procedimentos que provocam mudanças físicas e / ou químicas em um material inicial, visando aumentar o valor daquele material. A classificação dos processos de manufatura pode ser evidenciada na figura 2.2 (GROOVER, 2010).

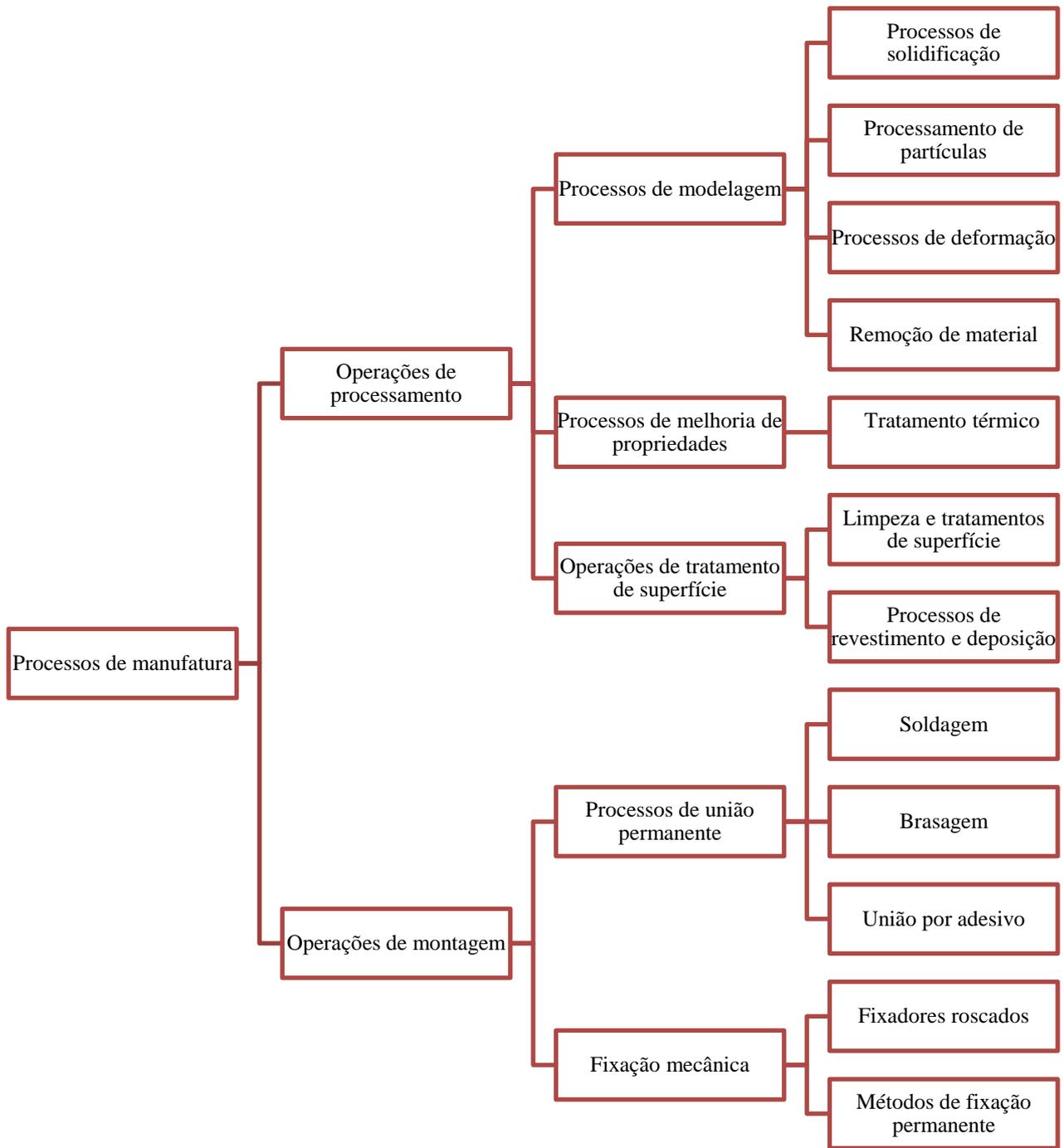


Figure 2.2 - Classificação dos processos de manufatura

Fonte: adaptado de Groover (2010)

Os processos de manufatura normalmente são conduzidos operação a operação, transformando o material inicial em produto final. Estas operações de manufatura podem ser operações de processamento e operações de montagem (GROOVER, 2010).

Em primeiro lugar, operações de processamento são aquelas capazes de transformar um material em processamento com certo nível de finalização para um nível superior de finalização, mais próximo do estado final pretendido. Neste sentido, estas operações adicionam valor ao alterar as propriedades, geometria ou aparência do material. Operações de processamento são divididas em três categorias (GROOVER, 2010; SINGH, 2006):

- Processos de modelagem: aplicam, em sua maioria, calor, força mecânica ou sua combinação com o intuito de alterar a geometria do material em processamento. Considerando o estado do material inicial, os processos de modelagem se subdividem em (1) processos de solidificação (o material inicial é aquecido em estado líquido ou semifluido e, então, resfria e solidifica na geometria da peça), (2) processamento de partículas (o material inicial é um pó, que é unido e aquecido dentro da geometria pretendida), (3) processos de deformação (o material inicial é um sólido com ductilidade, que é deformado moldando a peça) e (4) processos de remoção de material (o material inicial é um sólido, do qual material é removido até a peça atingir a geometria desejada);
- Processos de melhoria de propriedades: são aplicados com o objetivo de melhorar propriedades tanto físicas quanto mecânicas do material em processamento. Eles não alteram a geometria das peças, ao menos intencionalmente. Nesta categoria, os processos mais significativos envolvem tratamentos térmicos;
- Operações de tratamento de superfície: estas operações incluem limpeza (processos mecânicos e químicos para remover óleo, sujeira e outros contaminantes da superfície da peça), tratamentos de superfície (com trabalhos mecânicos bem como com processos físicos) e processos de revestimento e deposição (aplicam um revestimento de material na superfície exterior da peça em processamento).

Quando se trata de processos de remoção de material, os processos mais importantes desta categoria são conhecidos como operações de *machinig*, como os processos de torneamento (*turning*), perfuração (*drilling*), fresamento (*milling*) e trituração (*grinding*). Estas operações de corte são amplamente usadas em metais sólidos, com o uso de ferramentas de corte que são mais fortes e resistentes que o metal em processamento (GROOVER, 2010).

Em segundo lugar, operações de montagem unem dois ou mais componentes na criação de uma nova entidade, chamada de montagem, submontagem ou outra nomenclatura que referencie o processo de união. Os componentes desta nova entidade podem ser conectados de maneira permanente ou semipermanente. Processos de união permanente criam uma junção entre os componentes que não é facilmente desfeita, ao contrário dos processos de união semipermanente, que unem duas ou mais partes em uma junção que pode ser desfeita conforme a necessidade (GROOVER, 2010; SWIFT e BOOKER, 2013).

Esta vasta e crescente gama de processos de manufatura reflete a quarta revolução industrial em andamento, impulsionada pela automação inteligente e marcada por um ritmo exponencial de mudanças, como mostra a figura 2.3. A manufatura, bem como os demais setores, tem sido fortemente pressionada para migrar de modelos de negócios centrados no produto para modelos capazes de criar e entregar outras fontes de valor (DELOITTE, 2018).

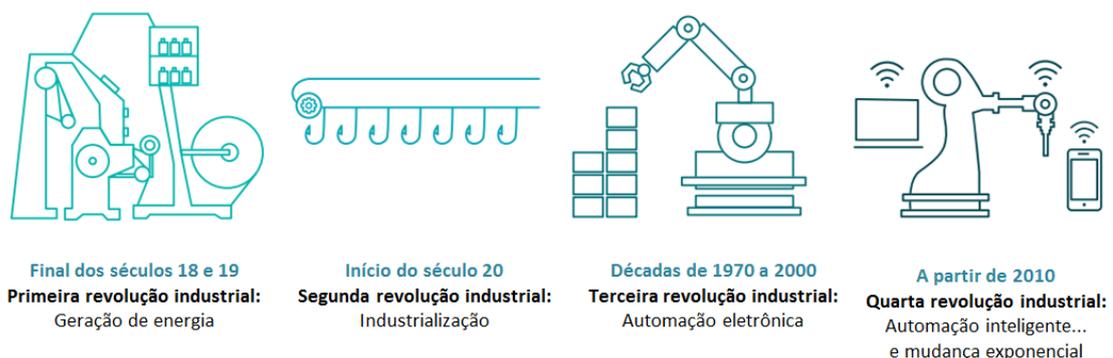


Figure 2.3 - Histórico das revoluções industriais

Fonte: adaptado de Deloitte (2018)

2.2. Metodologia de Superfície de Resposta

O objetivo fundamental da otimização de qualquer processo é encontrar as melhores condições de operação, que irão resultar nos melhores valores da resposta em análise. Na maioria dos casos, isto envolve realizar alterações tanto planejadas quanto controladas nos fatores do processo, com o intuito de observar as correspondentes alterações nas respostas. Como consequência, estas alterações irão determinar em qual sentido o processo deverá ser direcionado, para atingir a melhoria pretendida (WERKEMA, 2013).

Uma opção de otimização é o método um-fator-por-vez, no qual se varia apenas um parâmetro, enquanto os demais parâmetros permanecem inalterados. Como este método consome quantidades significativas de tempo e custo, ao se reproduzir todas as combinações possíveis de fatores, uma ferramenta mais interessante é a metodologia de superfície de resposta, capaz de alterar coletivamente os parâmetros. Esta metodologia é útil no desenvolvimento, melhoria e otimização dos processos, ao passo que avalia a importância relativa de cada fator mesmo na presença de interações complexas (HASRAN *et al.*, 2013).

2.2.1. Planejamento de Experimentos

De maneira formal, um experimento pode ser definido como um teste ou uma série de testes nos quais mudanças propositalmente são realizadas nas variáveis de entrada de um processo ou sistema, permitindo a observação e a identificação das razões das mudanças observadas nas variáveis de saída. Como consequência, a experimentação é uma parte vital do método científico, bem como suas aplicações na engenharia (MONTGOMERY, 2012).

Já o planejamento de experimentos (*design of experiment* - DOE) pode ser definido como o processo de planejar os experimentos de maneira que os dados sejam corretamente coletados e analisados por métodos experimentais, gerando conclusões tanto válidas quanto objetivas. Ao lidar com problemas experimentais, tanto o planejamento do experimento quanto a análise estatística dos dados são aspectos relevantes, já que o método de análise depende diretamente do *design* empregado (MONTGOMERY, 2012).

Sir Ronald A. Fisher introduziu o conceito de planejamento de experimentos ao estudar o efeito simultâneo de múltiplas variáveis, da maneira mais econômica possível. Fisher usou o DOE no cenário agrícola, combinando inúmeros fatores para estudar a influência da chuva, água, fertilizantes e raios solares no cultivo. Com isto, o DOE foi usado para melhorar o rendimento do processo, reduzir a variância de produtos e processos, reduzir o tempo de desenvolvimento e reduzir os custos gerais (CHOMPU-INWAI *et al.*, 2015).

Nos dias atuais, o planejamento de experimentos tem sido usado amplamente e nas mais diversas áreas de conhecimento. Inúmeras aplicações de sucesso têm sido reportadas pela indústria manufatureira nos últimos quinze anos. As aplicações potenciais do DOE nos processos de manufatura incluem (ANTONY, 2014):

- Melhoria no rendimento e estabilidade do processo;
- Melhoria nos lucros e retorno sobre o investimento;
- Melhoria na capacidade do processo;
- Redução da variabilidade do processo e consequente maior consistência no desempenho do produto;
- Redução dos custos de manufatura;
- Redução do planejamento do processo e tempo de desenvolvimento;
- Aumento no entendimento das relações entre entradas e saídas do processo;
- Aumento na rentabilidade do negócio pela redução da taxa de sucata, taxa de defeito, retrabalho, reteste e assim por diante.

Os três princípios básicos do DOE são a aleatorização, a replicação e a blocagem. A aleatorização é o pilar no uso de métodos estatísticos no *design* experimental, permitindo que tanto a alocação do material experimental quanto a ordem na qual as rodadas de experimento são executadas sejam determinadas de maneira aleatória. Pela aleatorização, as observações e os erros serão variáveis aleatórias independentemente distribuídas, ao passo que os efeitos de fatores externos serão distribuídos entre os fatores (MONTGOMERY, 2012).

Já a replicação se refere a uma rodada de repetição para cada combinação de fator, possibilitando (1) uma estimativa do erro experimental e (2) uma estimativa mais precisa dos parâmetros. Por fim, a blocagem é usada para reduzir ou mesmo eliminar a variabilidade advinda de fatores inconvenientes (fatores que podem influenciar a resposta experimental, mesmo não sendo alvo do estudo). De maneira geral, o bloco é um conjunto de condições experimentais relativamente homogêneas (MONTGOMERY, 2012).

Quando se trata de planejamento de experimentos, as técnicas mais utilizadas se referem ao planejamento fatorial completo, planejamento fatorial fracionado, os arranjos de Taguchi e a metodologia de superfície de resposta. O quadro 2.1 explana as principais características de cada uma destas técnicas experimentais (GOMES, 2010).

Quadro 2.1 - Características das principais técnicas de planejamento de experimentos

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

Fonte: Gomes (2010)

2.2.2. Metodologia de Superfície de Resposta

A metodologia de superfície de resposta (*response surface methodology* - RSM) se refere a um conjunto de técnicas estatísticas e matemáticas úteis no desenvolvimento, melhoria e otimização de processos. Esta técnica é particularmente usada em situações nas quais

inúmeras variáveis de entrada exercem influência em certas características de desempenho ou qualidade do produto ou processo (MONTGOMERY, 2012).

Na maioria dos problemas a relação entre a resposta e as variáveis independentes não é conhecida. Desta maneira, o primeiro passo é encontrar uma aproximação que adequadamente represente a resposta de interesse em função das variáveis do processo. De forma geral, as funções polinomiais são usadas na criação destes modelos teóricos. Caso a resposta seja adequadamente modelada por uma função linear, a relação pode ser representada por um modelo de primeira ordem, como a equação 2.1 (MYERS *et al.*, 2009).

$$y = \beta_0 + \sum_{j=1}^k \beta_j x_j + \varepsilon = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_k x_k + \varepsilon \quad (2.1)$$

Na qual:

- y = resposta
- β_0 e β_i = coeficientes estimados
- x_i = variáveis independentes
- k = número de variáveis independentes
- ε = erro experimental

Os modelos de primeira ordem são usados extensivamente em experimentos de *screening* ou caracterização. Caso o sistema apresente curvatura, um polinômio de maior grau deve ser usado, como o modelo de segunda ordem da equação 2.2 (MYERS *et al.*, 2009).

$$y(\mathbf{x}) = \beta_0 + \sum_{j=1}^k \beta_j x_j + \sum_{i=1}^k \beta_{ii} x_i^2 + \sum_{i<j}^k \sum \beta_{ij} x_{ij} + \varepsilon \quad (2.2)$$

A grande maioria dos problemas de superfície de resposta usa ou um ou os dois modelos apresentados. Embora seja improvável que o modelo polinomial seja uma aproximação razoável da relação funcional para todo o espaço das variáveis independentes, geralmente eles possuem boa efetividade em regiões relativamente pequenas (MONTGOMERY, 2012).

Em linhas gerais, a construção de um modelo com base na metodologia de superfície de resposta possui doze passos, como mostrado na figura 2.4 (SINGARI *et al.*, 2014).

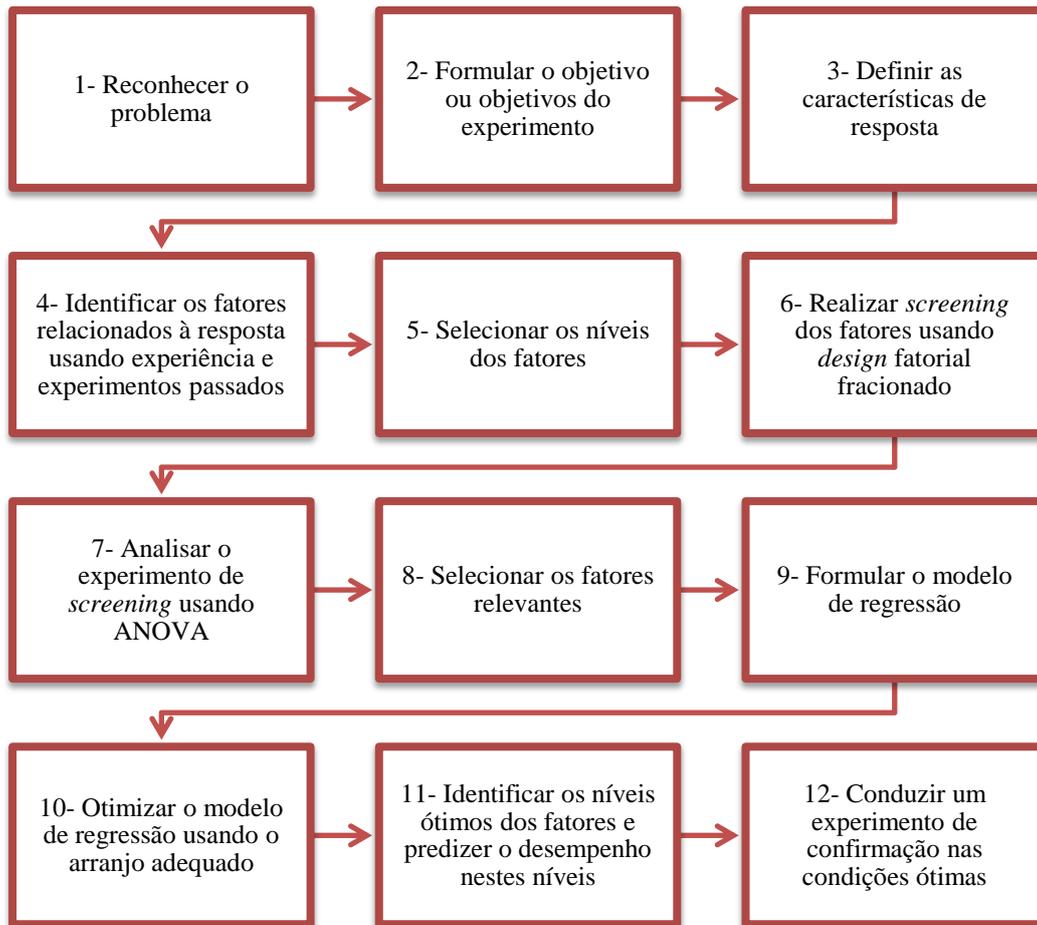


Figure 2.4 - Passos da metodologia de superfície de resposta

Fonte: Singari *et al.*, 2014

Observações (GOMES, 2010):

- O teste de análise de variância (ANOVA) avalia se o modelo é estatisticamente significativo e quais entre os termos do modelo são significativos e quais podem ser removidos;
- O ajuste do modelo é verificado através do R^2 (coeficiente de determinação, que mostra quanto da variação da resposta que o modelo é capaz de explicar) e do R^2 ajustado (considera que o R^2 tende a superestimar a quantidade total de variação contabilizada para a população).

Os passos da RSM apresentam as diferentes estratégias de experimentação, que dependem diretamente do objetivo do experimento, bem como das restrições de recursos. As estratégias são *screening*, caracterização e otimização (URDHWARESHE, 2011):

- Estratégia de *screening* (descrita no passo seis): usada para determinar quais dos muitos fatores são importantes. Neste momento, o interesse é nos efeitos principais, de forma a segregar alguns poucos fatores relevantes. Conseqüentemente, as interações geralmente não são avaliadas. O número de fatores analisados pode ser grande, e os níveis dos fatores geralmente são dois, escolhidos com o intuito de gerar a diferença necessária. Nesta estratégia, os experimentos fatoriais fracionados são usados para reduzir o número de rodadas;
- Estratégia de caracterização (descrita no passo nove): usada para estabelecer a equação Y em função de X usando apenas os fatores mais relevantes identificados no experimento(s) de *screening* ou análises técnicas. Os níveis podem ser dois ou três, e mais próximos do que nos experimentos de *screening*. Nesta estratégia, o interesse inclui pelo menos uma das interações, e os arranjos são escolhidos de forma a se obter informações acerca das interações. Por vezes, o experimento principal é sucedido por experimentos adicionais até o alcance do objetivo desejado;
- Estratégia de otimização (descrita no passo dez): usada para achar o ponto operacional ótimo de um processo, que é posteriormente testado com experimentos de confirmação. Apenas alguns fatores são inclusos, com base nos resultados e análises dos experimentos de caracterização. As relações não lineares entre Y e X são contempladas no uso de arranjos de superfície de resposta. De forma geral, os níveis dos fatores são bem próximos, uma vez que já se acumulou informações sobre os fatores importantes e seus ajustes.

Esta metodologia possui inúmeras aplicações práticas em distintas áreas do conhecimento, sendo o método de otimização mais popular nos anos recentes. Na manufatura, a RSM vem sendo usada nos mais diversos processos e indústrias, com vistas à otimização dos processos e conseqüente redução de custos e aumento de produtividade (ALI *et al.*, 2018; HABIB, 2017; JAMAL *et al.*, 2017; KHAJELAKZAY e BAKHSHI, 2017; SAN e OKUR, 2017).

2.2.2.1. Arranjo Composto Central

O arranjo mais empregado para ajustar um modelo de superfície de resposta de segunda ordem é o arranjo composto central (Box-Wilson *central composite design* - CCD), devido à sua eficiência com respeito ao número de experimentos necessários (ZHAO *et al.*, 2014).

No CCD, a superfície de resposta é predita e modelada através de uma matriz formada por três grupos distintos de elementos experimentais (ARIAEE *et al.*, 2014):

1. Fatorial completo ou fracionado: consiste em todas as combinações possíveis dos níveis +1 e -1 (forma codificada) dos fatores;
2. Conjunto de pontos centrais (*center points*): são pontos nos quais todos os níveis estão fixados no 0. Os pontos centrais são geralmente repetidos cinco vezes para uma boa estimativa do erro experimental. O CCD deve incluir os pontos centrais para fornecer uma variância razoavelmente estável da resposta prevista;
3. Conjunto de pontos axiais (*axial points* ou *star points*): possuem todos os fatores fixados no 0, com exceção de um fator, que possui o valor de $\pm \alpha$.

Caso a distância entre o centro do arranjo e o ponto fatorial (+1; -1) seja aproximadamente 1 (em módulo), a distância do centro ao ponto axial será maior que a unidade, e essa distância é geralmente representada por α (MONTGOMERY, 2012).

A figura 2.5 mostra um arranjo de CCD. A escolha do α confere ao arranjo a propriedade de rotacionalidade. Por rotacionalidade, entende-se a capacidade deste arranjo de apresentar a mesma variância para a resposta prevista $\text{var}[y(x)]$ para todos os pontos que estejam à mesma distância do centro do arranjo, ou seja, para todos os pontos presentes em uma circunferência de raio α . Quanto mais longe um ponto estiver do centro do arranjo, maior será o erro de previsão do modelo associado a ele (CAMPOSECO-NEGRETE, 2015).

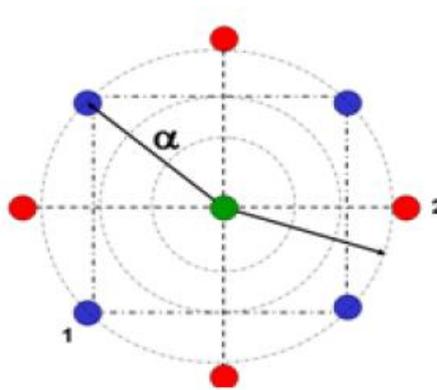


Figure 2.5 - Arranjo de CCD

Fonte: Brito (2012)

O número de pontos axiais em um CCD é igual ao dobro do número de fatores e representam seus valores extremos. Devido à localização dos pontos axiais, temos três tipos de arranjo, representados na figura 2.6 (GOMES, 2010).

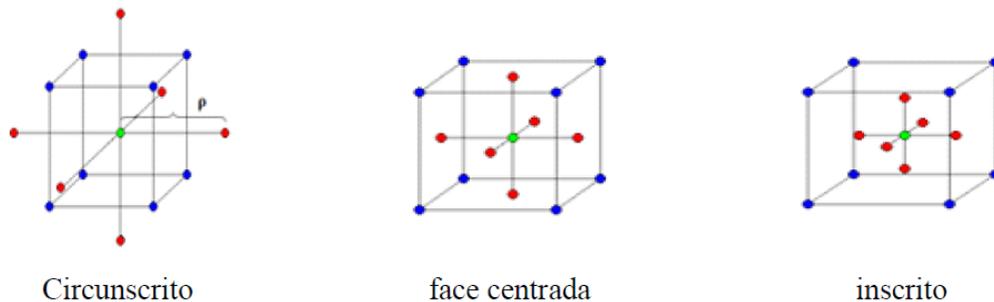


Figure 2.6 - Tipos de CCD

Fonte: Brito (2012)

Estes arranjos são (GOMES, 2010):

1. Arranjo circunscrito (CCC): representa o CCD original. Neste arranjo, os pontos axiais se localizam a uma distância *alpha* α do centro, com base nas propriedades desejadas do projeto. Desta maneira, o CCC requer cinco níveis para cada fator;
2. Arranjo de face centrada (CCF): dispõe os pontos axiais sobre o centro de cada face do espaço fatorial, de maneira que $\alpha = +1$ ou -1 . Como consequência, este arranjo requer três níveis para cada fator;
3. Arranjo inscrito (CCI): é o arranjo mais adequado nas situações em que os limites não podem ser extrapolados, seja por medida de segurança, seja por incapacidade física de realização. Então, o CCI usa os níveis dos fatores como pontos axiais e cria um fatorial (completo ou fracionado) dentro destes limites. Sendo assim, um CCI requer cinco níveis para cada fator.

Pela comparação entre os tipos de arranjo CCD, nota-se que o CCC explora o maior espaço fatorial possível, ao passo que o CCI explora o menor. Em termos de rotacionalidade, tanto o CCC quanto o CCI são rotacionáveis, mas não o CCF (GOMES, 2010).

Para o CCD manter sua rotacionalidade, o valor de α depende do número de experimentos (k) da parte fatorial do arranjo, conforme a equação 2.3 (BOX e DRAPER, 1987).

$$\alpha = (\text{número de experimentos})^{1/4} = (2^k)^{1/4} \quad (2.3)$$

De maneira geral, um arranjo composto central com k fatores requer 2^k pontos fatoriais, $2 \times k$ pontos axiais e pelo menos um ponto central. Este modelo será adequado, já que muitos processos podem ser aproximados por uma expansão em série de Taylor, truncada em um termo quadrático (BRITO, 2012; MONTGOMERY, 2012).

2.2.2.2. Método dos Mínimos Quadrados Ordinários

O método dos mínimos quadrados ordinários (*ordinary least squares* - OLS) é o método usado na estimação dos parâmetros (β) nas superfícies de resposta. Este método escolhe os β 's de maneira que a soma quadrática dos erros (ε_i) seja minimizada. A função dos mínimos quadrados está apresentada na equação 2.4 (MYERS *et al.*, 2009).

$$L = \sum_{i=1}^n \varepsilon_i^2 = \sum_{i=1}^n \left(Y_i - \beta_0 + \sum_{i=1}^k \beta_i x_i + \sum_{i=1}^k \beta_{ii} x_i^2 + \sum_{i < j} \sum \beta_{ij} x_i x_j \right)^2 \quad (2.4)$$

Na qual:

- L é a soma do quadrado dos resíduos
- ε_i é o erro
- n é o número de experimentos
- Y_i é a resposta de cada experimento
- β_0 é o coeficiente da constante
- β_i são os coeficientes da parte linear
- β_{ii} são os coeficientes da parte quadrática
- β_{ij} são os coeficientes da parte de interações
- x_i são variáveis independentes
- $x_i x_j$ são as interações, para x_i e x_j diferentes
- k é o número de fatores ou variáveis independentes

Na forma matricial, $\mathbf{Y} = \mathbf{B}\mathbf{X} + \boldsymbol{\varepsilon}$ e $L = \mathbf{y}^T \mathbf{y} - \boldsymbol{\beta}^T \mathbf{X}^T \mathbf{y} - \mathbf{y}^T \mathbf{X} \boldsymbol{\beta} + \boldsymbol{\beta}^T \mathbf{X}^T \mathbf{X} \boldsymbol{\beta}$. Tomando a derivada de L em termos do vetor de coeficientes $\boldsymbol{\beta}$, obtêm-se os $\hat{\boldsymbol{\beta}}$ estimados dos coeficientes reais, conforme as equações 2.5 e 2.6 (MONTGOMERY, 2012).

$$\begin{aligned}\frac{\partial L}{\partial \boldsymbol{\beta}} &= \frac{\partial(\mathbf{y}^T \mathbf{y} - \boldsymbol{\beta}^T \mathbf{X}^T \mathbf{y} - \mathbf{y}^T \mathbf{X} \boldsymbol{\beta} + \boldsymbol{\beta}^T \mathbf{X}^T \mathbf{X} \boldsymbol{\beta})}{\partial \boldsymbol{\beta}} \\ &= \frac{\partial(\mathbf{y}^T \mathbf{y} - 2\boldsymbol{\beta}^T \mathbf{X}^T \mathbf{y} + \boldsymbol{\beta}^T \mathbf{X}^T \mathbf{X} \boldsymbol{\beta})}{\partial \boldsymbol{\beta}} = 0\end{aligned}\quad (2.5)$$

$$\frac{\partial L}{\partial \boldsymbol{\beta}} = -2\mathbf{X}^T \mathbf{y} + 2\mathbf{X}^T \mathbf{X} \hat{\boldsymbol{\beta}} = 0 \therefore \hat{\boldsymbol{\beta}} = (\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{y} \quad (2.6)$$

Uma vez que $\hat{\boldsymbol{\beta}}$ depende dos dados, os coeficientes estimados podem ser considerados como variáveis aleatórias com $E(\boldsymbol{\beta}) = \hat{\boldsymbol{\beta}}$ e $\text{Cov}(\hat{\boldsymbol{\beta}}) = \sigma^2 (\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1}$, nas quais \mathbf{X} é a matriz experimental e σ^2 é a variância do termo de erro. A equação 2.7 detalha a $\text{Cov}(\hat{\boldsymbol{\beta}})$ (MONTGOMERY, 2012).

$$\text{Cov}(\hat{\boldsymbol{\beta}}) = E\{[\hat{\boldsymbol{\beta}} - E(\hat{\boldsymbol{\beta}})]^T [\hat{\boldsymbol{\beta}} - E(\hat{\boldsymbol{\beta}})]\} = E[(\hat{\boldsymbol{\beta}} - \boldsymbol{\beta})(\hat{\boldsymbol{\beta}} - \boldsymbol{\beta})] \quad (2.7a)$$

$$\begin{aligned}\text{Cov}(\hat{\boldsymbol{\beta}}) &= E\{[(\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} (\mathbf{X}^T \boldsymbol{\varepsilon})][(\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} (\mathbf{X}^T \boldsymbol{\varepsilon})]\} \\ &= E\{[(\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} (\mathbf{X}^T \boldsymbol{\varepsilon})][(\boldsymbol{\varepsilon}^T \mathbf{X})(\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1}]\}\end{aligned}\quad (2.7b)$$

$$\begin{aligned}\text{Cov}(\hat{\boldsymbol{\beta}}) &= E\{[(\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} (\mathbf{X}^T \boldsymbol{\varepsilon})][(\boldsymbol{\varepsilon}^T \boldsymbol{\varepsilon})(\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1}]\} = E(\boldsymbol{\varepsilon}^T \boldsymbol{\varepsilon})(\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \\ &= \sigma^2 (\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1}\end{aligned}\quad (2.7c)$$

2.2.2.3. Média e Variância

As equações de média e variância das superfícies de resposta são geradas através das colunas da matriz experimental. Em primeiro lugar, a equação de média (valor esperado) pode ser descrita como a própria equação da superfície gerada pelo método experimental. A equação 2.2, anteriormente apresentada, representa esta equação de média (NAVES *et al.*, 2017).

$$y(\mathbf{x}) = \beta_0 + \sum_{j=1}^k \beta_j x_j + \sum_{i=1}^k \beta_{ii} x_i^2 + \sum_{i < j}^k \sum \beta_{ij} x_{ij} + \varepsilon \quad (2.2)$$

Em segundo lugar, a matriz de covariância dos coeficientes estimados (equação 2.7 apresentada no tópico anterior) é usada na definição da variância do modelo de previsão, conforme demonstrado nas equações 2.8 e 2.9 (MONTGOMERY, 2012).

$$\text{Var}[\hat{Y}(\mathbf{x})] = \text{Var}[(\mathbf{x}^T \boldsymbol{\beta})] \quad (2.8a)$$

$$\text{Var}[\hat{Y}(\mathbf{x})] = \mathbf{x}^T [\text{Var}(\boldsymbol{\beta})] \mathbf{x} \quad (2.8b)$$

$$[\text{Var}(\boldsymbol{\beta})] = \sigma^2 [(\mathbf{Z}^T \mathbf{Z})^{-1}] \quad (2.8c)$$

$$\text{Var}[\hat{Y}(\mathbf{x})] = \sigma^2 [\mathbf{x}^T (\mathbf{Z}^T \mathbf{Z})^{-1} \mathbf{x}] \quad (2.8d)$$

$$\text{Var}[\hat{Y}(\mathbf{x})] = \sigma^2 [\mathbf{x}_0^T (\mathbf{Z}^T \mathbf{Z})^{-1} \mathbf{x}_0] \quad (2.9)$$

Nas quais:

- x = ponto
- $\boldsymbol{\beta}$ = matriz de coeficientes
- σ^2 = variância dos resultados de medição
- \mathbf{Z} = matriz experimental
- \mathbf{x}_0 = ponto qualquer no espaço experimental

Este vetor \mathbf{x}_0 é expresso pela equação 2.10.

$$\mathbf{x}_0^T = [1 \quad x_1 \quad x_2 \quad x_1^2 \quad x_2^2 \quad x_1 x_2]^T \quad (2.10)$$

Em adição, esta matriz de variância dos coeficientes estimados também é importante na construção do intervalo de confiança (IC) para a previsão dos modelos OLS. Neste caso, o valor esperado para a média estimada pelo modelo, ou o IC $(1 - \alpha)$ de previsão para a média, é descrito na equação 2.11 (MONTGOMERY, 2012; MYERS *et al.*, 2009).

$$E(Y|\mathbf{x}_0) = \hat{Y}(\mathbf{x}_0) \pm t_{\alpha/2; n-p} \times s \sqrt{\mathbf{x}_0^T (\mathbf{Z}^T \mathbf{Z})^{-1} \mathbf{x}_0} \quad (2.11)$$

Por fim, outro conceito relevante é a variância escalada de previsão (*scaled prediction variance* - SPV). Levando-se em conta que a $\text{Var}[\hat{y}(\mathbf{x})]$ varia de local para local no espaço experimental, a variância de previsão reflete quão bem se prevê com o modelo. Para os estudos que almejam comparar matrizes, é conveniente escalar esta variância de previsão, ou seja, trabalhar com variância escalada de previsão (MYERS *et al.*, 2009).

A SPV é calculada pela equação 2.12 (MONTGOMERY, 2012).

$$SPV(\mathbf{x}) = N \frac{\text{Var}[\hat{y}(\mathbf{x})]}{\sigma^2} \quad (2.12)$$

Na qual:

- N é o número de rodadas da matriz
- $\text{Var}[\hat{y}(\mathbf{x})]$ é a variância das respostas y medidas nos pontos \mathbf{x} estabelecidos pela matriz experimental
- σ^2 é a variância total do modelo estimado

Nesta equação, a divisão por σ^2 torna o valor da variância livre de escala, ao passo que a multiplicação por N permite que o valor da variância reflita a variância em uma base observação por observação. Como consequência, estes ajustes frequentemente facilitam a comparação de matrizes de diferentes tamanhos (MYERS *et al.*, 2009).

2.2.2.4. Curvatura na Região Experimental

O uso da metodologia de superfície de resposta requer a presença de curvatura na região experimental. A linearidade ou não linearidade do modelo matemático pode ser verificada com o uso dos pontos centrais. Considerando (ANDERSON e WHITCOMB, 2004):

- n_C é o número de pontos centrais
- n_F é o número de pontos fatoriais
- \bar{y}_C é a média dos resultados obtidos nas n_C rodadas nos pontos centrais
- \bar{y}_F é a média dos resultados obtidos nas n_F rodadas nos pontos fatoriais

Caso a diferença ($\bar{y}_F - \bar{y}_C$) seja pequena, assume-se que os pontos centrais estão próximos do plano que contém os pontos fatoriais e, portanto, não há curvatura. Caso a diferença seja grande, assume-se que a curvatura está presente (MYERS *et al.*, 2009).

De maneira estatística, o teste de curvatura é feito através do cálculo da soma quadrática dos pontos, conforme a equação 2.13 (MYERS *et al.*, 2009).

$$SQ_{Curvatura} = \frac{n_F n_C (\bar{y}_F - \bar{y}_C)^2}{n_F + n_C} \quad (2.13)$$

A seguir, a estatística de teste F é determinada pela equação 2.14 (MONTGOMERY, 2012).

$$F_0 = \frac{SQ_{Curvatura}}{\sigma^2} \quad (2.14)$$

Nesta equação, σ^2 representa uma estimativa do erro experimental (SSE) calculada a partir dos resultados no ponto central (n_C), conforme a equação 2.15 (MONTGOMERY, 2012).

$$\sigma^2 = \frac{\sum_{\text{Ponto Central}} (y_i - \bar{y}_C)^2}{n_C - 1} \quad (2.15)$$

Na qual y_i são as respostas do experimento fatorial.

O teste F é realizado considerando as seguintes hipóteses (URDHWARESHE, 2011):

- H_0 : a curvatura não está presente, ou seja, $H_0: \sum_{j=1}^k \beta_{jj} = 0$
- H_1 : a curvatura está presente, ou seja, $H_1: \sum_{j=1}^k \beta_{jj} \neq 0$

Caso o teste de curvatura mostre que a curvatura não é significativa (escolha H_0), o *design* fatorial é o mais adequado. Por outro lado, caso o teste mostre que a curvatura é significativa (escolha H_1), então o *design* de superfície de resposta deve ser usado (MYERS *et al.*, 2009).

2.2.2.5.Convexidade e Sentido de Otimização

O uso da metodologia de superfície de resposta requer a análise da convexidade e do sentido de otimização das respostas sob avaliação (MONTGOMERY, 2012).

Em primeiro lugar, na equação 2.16 é observada escrevendo-se o modelo de segunda ordem da equação 2.2 em notação matricial (MYERS *et al.*, 2009).

$$\hat{y} = \hat{\beta}_0 + \mathbf{x}^T \mathbf{b} + \mathbf{x}^T [\mathbf{B}] \mathbf{x} \quad (2.16)$$

Nesta equação, $[\mathbf{B}]$ é uma matriz simétrica cuja diagonal principal é formada pelos coeficientes dos termos quadráticos. Já os demais elementos se referem à metade dos

coeficientes das k interações, como mostra a equação 2.17. Importante mencionar que a matriz \mathbf{B} é proporcional à matriz hessiana (MONTGOMERY, 2012).

$$\mathbf{B} = \begin{bmatrix} \hat{\beta}_{11} & \hat{\beta}_{12}/2 & \dots & \hat{\beta}_{1k}/2 \\ & \hat{\beta}_{22} & \dots & \hat{\beta}_{2k}/2 \\ & & \ddots & \vdots \\ \text{sim} & & & \hat{\beta}_{kk} \end{bmatrix} \quad (2.17)$$

Neste sentido, a convexidade das funções é determinada pelos sinais dos autovalores desta matriz simétrica $[\mathbf{B}]$ (MYERS *et al.*, 2009).

- Caso todos os autovalores sejam positivos, $[\mathbf{B}]$ é positiva definida, a função é convexa, e o ponto estacionário é um mínimo;
- Caso todos os autovalores sejam negativos, $[\mathbf{B}]$ é negativa definida, a função é côncava, e o ponto estacionário é um máximo;
- Caso se apresentem autovalores tanto positivos quanto negativos, a função é sela, e têm-se um ponto de inflexão (*saddle point*).

Os autovalores de $[\mathbf{B}]$ podem ser calculados pela equação 2.18 (NAVES *et al.*, 2017).

$$|\mathbf{B} - \lambda\mathbf{I}| = 0 \quad (2.18)$$

Na qual:

- $[\mathbf{B}]$ é a matriz de coeficientes dos termos de segunda ordem
- λ são os autovalores de $[\mathbf{B}]$
- \mathbf{I} é a matriz identidade

De maneira gráfica, as figuras 2.7, 2.8 e 2.9 apresentam funções com as convexidades convexa, curva e sela, respectivamente.

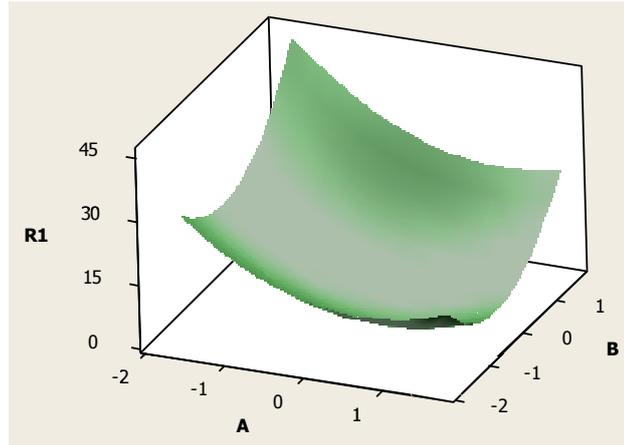


Figure 2.7 - Função com convexidade convexa

Fonte: autoria própria (2019)

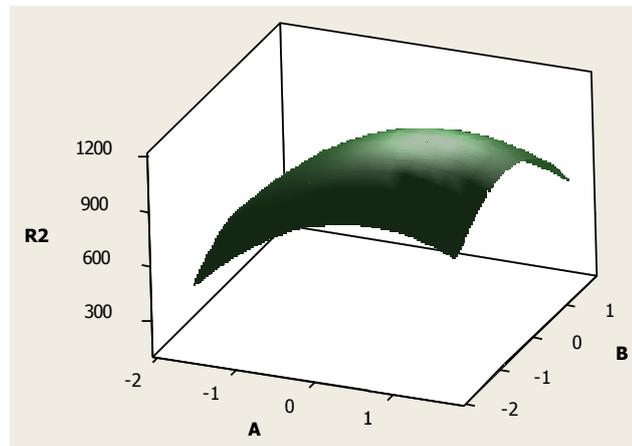


Figure 2.8 - Função com convexidade côncava

Fonte: autoria própria (2019)

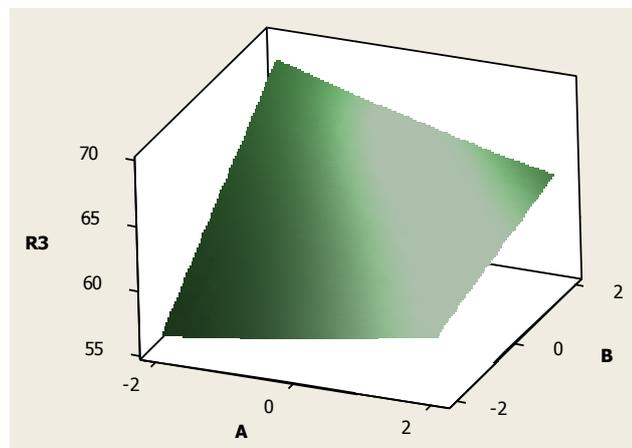


Figure 2.9 - Função com convexidade sela

Fonte: autoria própria (2019)

Em segundo lugar, o sentido de otimização descreve o objetivo pretendido para determinada resposta. Sendo assim, existem respostas que deseja-se maximizar, ao passo que existem respostas que deseja-se minimizar. Como exemplos de objetivos de maximização, têm-se produtividade e taxa de remoção de material. Como exemplos de objetivos de minimização, têm-se rugosidade e energia consumida (MONTGOMERY, 2012; MYERS *et al.*, 2009).

2.2.2.6. Restrição de Espaço Experimental

De maneira geral, existem dois tipos de região de interesse na otimização de superfícies de resposta: cuboidais e esféricas (MONTGOMERY, 2012).

Nos *designs* cuboidais, a restrição é escrita como $-1 \leq x_i \leq 1, i = 1, 2, \dots, k$, na qual k representa o número de variáveis de controle. Esta região referencia os fatoriais completos e fracionados. As escolhas lógicas para os limites inferiores e superiores dos x 's são os níveis (codificados) baixos e altos, respectivamente (ROCHA *et al.*, 2016).

Já nos *designs* esféricos, a restrição é escrita como $\mathbf{x}^T \mathbf{x} \leq \rho^2$, na qual ρ representa o raio do *design*. O valor do ρ deve ser escolhido com o intuito de evitar soluções que estejam fora da região experimental que originou as superfícies de resposta. Para um CCD, uma escolha lógica é $\rho = \alpha$, sendo α a distância axial (ROCHA *et al.*, 2016).

2.2.2.7. Desalinhamento em Planejamento de Experimentos

Uma vez que a metodologia de superfície de respostas trata-se de um método experimental, ela não é capaz de garantir um alinhamento entre a convexidade das funções geradas e o sentido de otimização que se tem como objetivo para cada resposta. Nos casos de desalinhamento, a restrição de espaço experimental torna-se importante, na medida em que delimita as soluções para dentro da região usada na modelagem (NAVES *et al.*, 2017).

A figura 2.10 demonstra a relação destes três aspectos. Na ilustração, a formação rochosa representa o formato da função gerada pela RSM, neste caso uma função côncava. Já os indivíduos A e B representam o desejo de subir ou descer a montanha, ou seja, o objetivo de maximizar ou minimizar determinada resposta, respectivamente (OLIVEIRA, 2018).

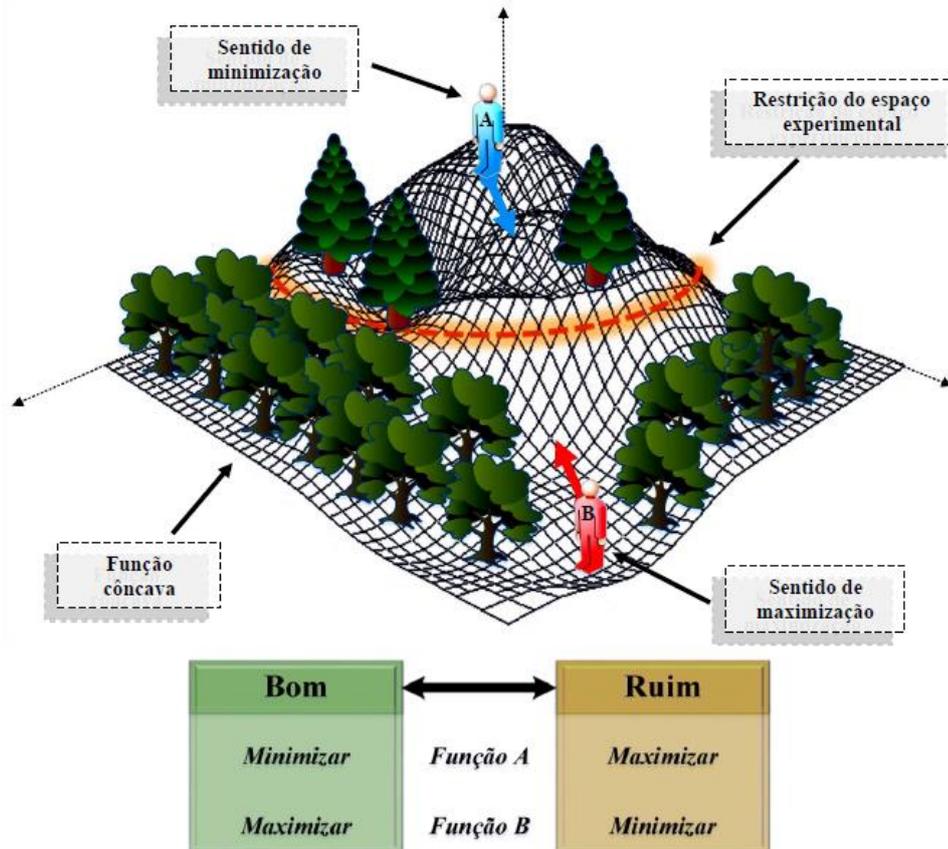


Figure 2.10 - Relação entre convexidade, sentido de otimização e restrição de espaço experimental

Fonte: Oliveira, 2018

Como a função é côncava, ela possui um ponto de máximo e alinha-se com o objetivo de maximização, representado pelo indivíduo B, que deseja subir a montanha. Já o indivíduo A, que deseja descer a montanha, não está alinhado com o objetivo de maximização. Considerando a presença da restrição de espaço experimental, o indivíduo A consegue descer apenas até este ponto. Como consequência, a restrição não é ativa para o indivíduo B (há alinhamento), ao passo que se torna ativa para o indivíduo A (há desalinhamento). Para funções convexas, a lógica é invertida (OLIVEIRA, 2018).

Por outro lado, para selas, o desalinhamento sempre acontece e a restrição de espaço experimental sempre será necessária, uma vez que a função gerada não se constitui nem côncava nem convexa (NAVES *et al.*, 2017).

2.3. Método de Intercessão Normal à Fronteira

2.3.1. Otimização Multiobjetivo

O processo de otimização simultânea de um grupo de funções objetivo é chamado de otimização multiobjetivo. O intuito da otimização multiobjetivo é encontrar uma ou mais soluções que atendam o grupo de funções objetivo, proporcionando o melhor resultado possível para um sistema ou processo (MARLER e ARORA, 2004).

2.3.2. Métodos de Otimização Multiobjetivo

Vários métodos têm sido usados na resolução de problemas de otimização multiobjetivo. A escolha do método depende de vários fatores, preponderantemente, (i) da natureza do problema, (ii) da qualidade da solução fornecida pelo método, (iii) dos recursos despendidos para encontrar essa solução, (iv) das preferências do tomador de decisão (ARROYO, 2002).

Neste contexto, os métodos baseados no conceito de eficiência de Pareto são opções adequadas para problemas de otimização multiobjetivo de forma simultânea. Eles apresentam não apenas um ponto de ótimo, mas um conjunto de soluções chamadas Pareto-ótimo, que delimitam a fronteira de Pareto, a fronteira de eficiência do problema. Com o conceito de eficiência de Pareto, vários métodos têm sido usados atualmente. Dentre eles temos o método de intercessão normal à fronteira, proposto por Das e Dennis (DAS e DENNIS, 1996).

2.3.3. Método de Intercessão Normal à Fronteira

O método de intercessão normal à fronteira (*normal boundary intersection* - NBI) permite a construção de fronteiras contínuas e uniformemente distribuídas para um problema de otimização multiobjetivo não linear, independentemente da distribuição dos pesos ou das escalas relativas entre as funções objetivo (GANESAN *et al.*, 2013).

O primeiro passo do método NBI é a construção da matriz *Payoff* Φ , que contempla os valores ótimos individuais $f_i^*(x_i^*)$ e os valores não-ótimos individuais $f_i(x_i^*)$ das múltiplas funções objetivo $f_i(x)$ maximizadas ou minimizadas (NAVES *et al.*, 2017).

Os valores da matriz *Payoff* estão apresentados na equação 2.19.

$$\Phi = \begin{bmatrix} f_1^*(x_1^*) & \cdots & f_1(x_1^*) & \cdots & f_1(x_m^*) \\ \vdots & \ddots & \vdots & & \vdots \\ f_i(x_1^*) & \cdots & f_i^*(x_i^*) & \cdots & f_i(x_m^*) \\ \vdots & & \vdots & \ddots & \vdots \\ f_m(x_1^*) & \cdots & f_m(x_i^*) & \cdots & f_m^*(x_m^*) \end{bmatrix} \quad (2.19)$$

Cada linha da matriz *Payoff* corresponde a uma função objetivo e cada coluna corresponde a uma solução ótima, de maneira que seus elementos representem a análise de cada objetivo na solução ótima dos outros objetivos (DAS e DENNIS, 1996).

Os elementos da matriz *Payoff* podem ser usados na normalização das funções objetivo, uma vez que se esteja lidando com funções que possuem diferentes escalas ou unidades. Em primeiro lugar, o conjunto de ótimos individuais $f^U = [f_1^*(x_1^*), \dots, f_i^*(x_i^*), \dots, f_m^*(x_m^*)]^T$ chama-se ponto de Utopia. Os pontos de Utopia para cada objetivo estão na diagonal principal da matriz *Payoff* e seus extremos indicam os pontos de ancoragem. Em segundo lugar, o conjunto dos valores máximos (não ótimos) $f^N = [f_1(x_1^*), \dots, f_i(x_i^*), \dots, f_m(x_m^*)]^T$ chama-se ponto de Nadir (CARVALHO *et al.*, 2016).

Com os valores de mínimo $f_i^*(x_i^*)$ e máximo $f_i(x_i^*)$, a equação 2.20 indica o cálculo para a normalização, ou escalonamento, das funções objetivo. Esta normalização das funções objetivo leva à normalização da própria matriz *Payoff* (CARVALHO *et al.*, 2016).

$$\bar{f}(x) = \frac{f_i(x) - f_i^U}{f_i^N - f_i^U}, i = 1, 2, \dots, m \quad (2.20)$$

O conjunto de valores normalizados é representado por $\bar{\Phi}\beta$, a matriz *Payoff* escalonada, para a qual a diagonal principal tem apenas valores zero (0) e os outros elementos têm valores entre 0 e 1. Como consequência, o ponto de Utopia normalizado f_i^U e o ponto de Nadir normalizado f_i^N são (DAS e DENNIS, 1996):

- $f_i^U = (0, 0, \dots, 0)$
- $f_i^N = (1, 1, \dots, 1)$

As combinações convexas de cada linha da matriz *Payoff* $\bar{\Phi}$ formam a linha de Utopia. Para um problema de otimização biobjetivo, os dois pontos de ancoragem conectados pela linha de Utopia são obtidos quando a *i-th* função objetivo é minimizada independentemente, e representa as soluções individuais das duas funções objetivo (NAVES *et al.*, 2017).

Como ilustração da linha de Utopia, do ponto de Utopia e do ponto de Nadir, a figura 2.11 representa a sistemática do método NBI.

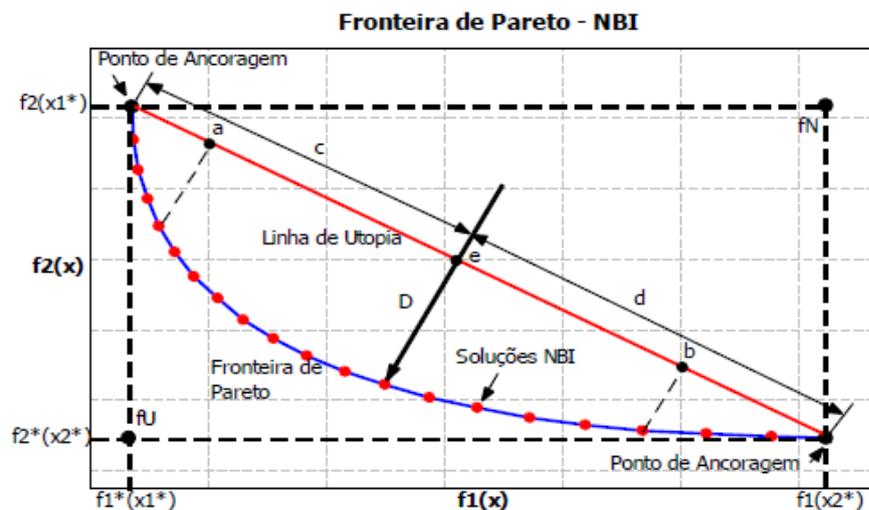


Figure 2.11 - Método NBI

Fonte: Brito, 2015

Pela figura, é possível observar que o método NBI traça a fronteira de Pareto por meio da solução de um grupo de problemas não lineares que representam a intercessão entre a fronteira e a linha normal ao plano utópico em cada nó. Desta forma, retas “normais” (*t*) à linha de utopia, uniformemente distribuídas, levam a pontos da fronteira de Pareto igualmente distribuídos também (DAS e DENNIS, 1996).

Assim que as funções objetivo tenham sido normalizadas, o método NBI pode ser aplicado. De maneira genérica, o problema NBI pode ser representado como um problema de programação não-linear restrita, conforme a equação 2.21 (BRITO, 2015).

$$\begin{aligned}
& \underset{(x,t)}{\text{Max}} D \\
& \text{S.t.} : \bar{\Phi}\beta + D\hat{n} = \bar{F}(x) \\
& \quad x \in \Omega \\
& \quad g_j(x) \leq 0 \\
& \quad h_j(x) \leq 0
\end{aligned} \tag{2.21}$$

Nela, a restrição $\bar{\Phi}\beta + D\hat{n} = \bar{F}(x)$ garante que o ponto x será mapeado da fronteira para um ponto na normal, ao passo que as demais restrições garantem a viabilidade de x em se tratando do conjunto de restrições no problema original multiobjetivo. Ω delimita uma região viável. E outras restrições podem ser adicionadas ao problema (DAS e DENNIS, 1996).

Por fim, a formulação original do método NBI escrita na forma de maximização pode ser escrita na forma de minimização, como apresenta a equação 2.22 (BRITO, 2015).

$$\left\{ \begin{array}{l} \underset{(x,t)}{\text{Max}} t \\ \text{S.t.} : \bar{\Phi}\beta + t\hat{n} = \bar{F}(x) \\ \quad x \in \Omega \\ \quad g_j(x) \leq 0 \\ \quad h_j(x) \leq 0 \end{array} \right. = \left\{ \begin{array}{l} \underset{(x,t)}{\text{Min}} -t \\ \text{S.t.} : \bar{F}(x) - \bar{\Phi}\beta - t\hat{n} = 0 \\ \quad x \in \Omega \\ \quad g_j(x) \leq 0 \\ \quad h_j(x) \leq 0 \end{array} \right. \tag{2.22}$$

Para $D = t$.

Como vantagens da aplicação do método NBI, têm-se (DAS e DENNIS, 1996):

- Para qualquer modelo que parametricamente combina as diversas funções objetivo em termos de um único objetivo, o método NBI é capaz de encontrar uma propagação equiespaçada dos pontos de Pareto (independente da distribuição dos pesos ou das escalas relativas entre n funções objetivo), minimizando um único objetivo para n valores dos parâmetros de forma simultânea;
- Mesmo na ausência de convexidade, as soluções Pareto-ótimo são obtidas;
- Possui vantagens em relação a outros métodos tradicionais, como a programação por metas, uma vez que não é necessário ter conhecimento prévio de “metas viáveis”,

sobre as técnicas de otimização multiníveis, dado que mais de um objetivo pode ser alcançado.

Por outro lado, alguns pesquisadores têm levantado algumas ponderações sobre o uso do método, especialmente em relação aos efeitos da presença de correlação entre as funções analisadas e da dimensionalidade do problema sobre os resultados encontrados pelo método NBI (GHANE-KANAFI e KHORRAM, 2015; LOPES, 2015; LOPES *et al.*, 2016).

2.4. Variância de Previsão e Método de Intercessão Normal à Fronteira

Os gráficos da dispersão da variância desenvolvidos por Myers e outros autores em 1989-1992 permitem a comparação entre arranjos, além de indicar a estabilidade da variância. Eles possuem três componentes gráficos (MYERS *et al.*, 2009):

- Representação da variância em comparação com o raio;
- Representação da máxima variância em um raio em comparação com o raio;
- Representação da mínima variância em um raio em comparação com o raio.

A figura 2.12 apresenta o primeiro componente gráfico para um *design* esférico com arranjo CCD de 5 fatores para diferentes quantidades de pontos centrais (MYERS *et al.*, 2009).

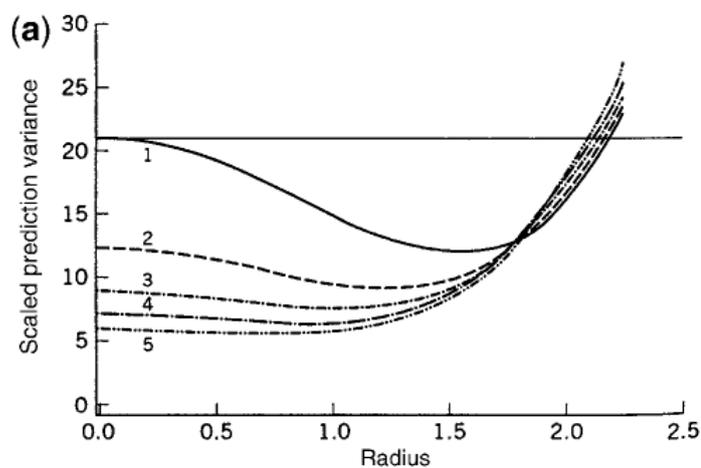


Figure 2.12 - Gráfico da variância em comparação com o raio

Fonte: Myers *et al.* (2009)

O gráfico, que usa a SPV, indica que (i) a variância aumenta do centro para a periferia do arranjo e (ii) a partir de certo ponto as reduções em SPV se tornam pequenas em relação às reduções de raio, para quantidades significativas de pontos centrais (MYERS *et al.*, 2009).

Relacionando estas indicações com a RSM, o gráfico indica que existem soluções intermediárias em que o valor esperado sofre nenhuma ou pouca redução em detrimento de reduções significativas da variância de previsão. Esta indicação é particularmente significativa nos casos em que há desalinhamento entre convexidade e sentido de otimização, pois neles a região de ótimo valor esperado não é a mesma região de mínima variância de previsão.

Então, além da restrição de espaço experimental, a resolução do problema deve ser capaz de expor estes valores intermediários. Sendo assim, o método NBI pode ser usado, ponderando-se as funções objetivo de otimizar o valor esperado e reduzir a variância de previsão.

2.5. Teste de Hipóteses

O teste de hipótese é uma ferramenta de inferência estatística que permite a comparação de duas formulações feitas acerca de um objetivo específico, para certo nível de risco associado. Uma hipótese estatística se refere a uma declaração sobre os parâmetros de uma distribuição de probabilidade ou sobre os parâmetros de um modelo. Desta forma, a hipótese reflete alguma conjectura sobre a situação problema (MONTGOMERY, 2012).

De maneira aplicada, as hipóteses descritas no capítulo 1 se referem a casos que possuem duas respostas possíveis, “sim” e “não” (“verifica” e “não verifica” para a primeira hipótese, “confronta” e “não confronta” para a segunda, “usa” e “não usa” para a terceira). Como tratam da comparação de duas proporções, os testes a serem usados são os testes para proporções, presumidos parâmetros constantes e distribuições binomiais (MONTGOMERY, 2012).

Cada teste de hipótese segue as seguintes etapas (MONTGOMERY e RUNGER, 2016):

1. Identificar o parâmetro de interesse;
2. Estabelecer a hipótese nula H_0 ;
3. Especificar a hipótese alternativa adequada H_1 ;
4. Escolher o nível de significância α ;

5. Determinar a estatística apropriada de teste;
6. Estabelecer a região de rejeição para a estatística;
7. Decidir se H_0 deve ou não ser rejeitada.

Sobre as etapas 2 e 3, a equação 2.23 apresenta a formulação das hipótese nula e alternativa para proporções (MYERS *et al.*, 2009).

$$H_0: p = p_0 \quad (2.23a)$$

$$H_1: p \neq p_0 \text{ ou } H_1: p < p_0 \text{ ou } H_1: p > p_0 \quad (2.23b)$$

Na qual:

- p é o parâmetro da proporção populacional desconhecida
- p_0 é o valor hipotético para o parâmetro

Sobre as etapas 6 e 7, a análise com base no *p-value* tem sido amplamente adotada na prática. Este *p-value* representa o menor nível de significância no qual a hipótese nula é rejeitada, com base nos dados fornecidos. Assim, a hipótese nula é rejeitada quando o *p-value* $< 5\%$, aplicando-se a equação 2.24 (MONTGOMERY e RUNGER, 2016).

$$P(Y > y \mid p = p_0) = 1 - \sum_{x=0}^y \binom{n}{x} p^x (1-p)^{n-x} \quad (2.24)$$

Na qual:

- Y é uma variável aleatória com distribuição binomial de parâmetro $p = p_0$
- y é o valor da variável aleatória Y na amostra
- p é o parâmetro da proporção populacional desconhecida
- p_0 é um valor hipotético do parâmetro
- x é a frequência
- n é o tamanho da amostra

3. MÉTODO DE PESQUISA

3.1. Classificação da Pesquisa

A presente pesquisa pode ser classificada quanto aos aspectos de (i) natureza, (ii) objetivo, (iii) abordagem, (iv) método e (v) técnica de coleta de dados, como apresenta a figura 3.1.

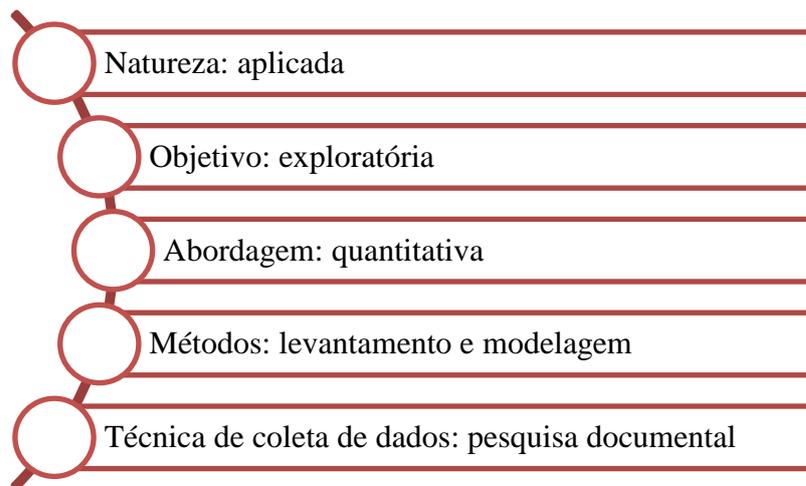


Figure 3.1 - Classificação da pesquisa

Fonte: adaptado de Turrioni e Mello (2012)

Quanto à sua natureza, a pesquisa é aplicada, uma vez que se tem o intuito de usar os resultados na solução de problemas atuais e recorrentes. Quanto ao seu objetivo, a pesquisa é exploratória, já que se deseja conhecer o problema e construir hipóteses. Quanto à abordagem, a pesquisa é quantitativa, levando-se em conta que as informações coletadas são quantificáveis. Por fim, a pesquisa faz uso tanto do método de levantamento quanto da modelagem, usando a pesquisa documental como técnica de coleta de dados.

3.2. Justificativas dos Métodos Selecionados

A pesquisa fará uso de dois métodos. Uma vez que os métodos possuem aplicabilidades diferentes, o levantamento será usado no capítulo 4, e a modelagem será usada no capítulo 5.

Na primeira parte da pesquisa, será realizado um levantamento de artigos publicados em processos de manufatura que usam a metodologia de superfície de resposta. Tanto a reprodução dos artigos quanto os cálculos subsequentes possuem o objetivo de entender o uso

da metodologia, bem como verificar inconsistências entre a teoria e a prática em se tratando dos pontos abordados nos objetivos específicos. Neste sentido, o levantamento se constitui o método mais apropriado, uma vez que permite a coleta de informações para descrever, comparar ou mesmo explicar fenômenos (SEKARAN e BOUGIE, 2016).

Já na segunda parte da pesquisa, a modelagem permitirá o desenvolvimento de uma proposta de balanceamento entre valor esperado e variância de previsão na otimização de problemas do mesmo cenário: superfícies de resposta aplicadas a processos de manufatura. O objetivo é que a proposta seja uma solução viável que mitigue as inconsistências evidenciadas na primeira parte da pesquisa. Sendo assim, a modelagem se torna relevante uma vez que possibilita o acesso de um modelo facilmente manipulável, capaz de predizer respostas condizentes a observações reais (THOMA e BOUAMAMA, 2013).

3.3.Procedimento Metodológico

A primeira parte da pesquisa (levantamento) contará com as seguintes etapas:

1. Procurar artigos por meio de palavras-chave;
2. Verificar se o artigo se encaixa nas premissas da pesquisa, ou seja, se ele:
 - Utiliza o arranjo de CCD;
 - Fornece o valor do *alpha*;
 - Fornece os valores do arranjo;
3. Mapear as seguintes informações do artigo:
 - Nome do artigo;
 - Autores do artigo;
 - Nome do periódico;
 - Processo do artigo;
4. Mapear as seguintes características do arranjo:
 - Tipo de fatorial, completo ou fracionado;
 - Quantidade de pontos centrais;
 - Quantidade de pontos axiais;
 - Valor do *alpha*;
5. Mapear as respostas:

- Nome das respostas;
 - Sentido de otimização das respostas;
6. Verificar a presença da restrição de espaço experimental;
 7. Criar o arranjo no *software* Minitab;
 8. Inserir as respostas no *software* Minitab;
 9. Analisar o arranjo e calcular os coeficientes de cada resposta no *software* Minitab;
 10. Excluir os coeficientes dos termos não significativos conforme análise do autor;
 11. Calcular a matriz **B** de cada resposta no *software* Excel;
 12. Calcular os autovalores de cada resposta no *software* Minitab;
 13. Pelos autovalores, verificar a convexidade de cada resposta;
 14. Confrontar a convexidade e o sentido de otimização de cada resposta.

Já a segunda parte da pesquisa (proposta de balanceamento) contará com as seguintes etapas:

1. Estabelecer os critérios de escolha das respostas;
2. Aplicar os critérios nas respostas dos artigos selecionados;
3. Escolher as respostas para aplicação do método NBI;
4. Resgatar os coeficientes da resposta;
5. Otimizar individualmente a $f_1(\mathbf{x})$;
6. Otimizar individualmente a $f_2(\mathbf{x})$;
7. Aplicar o método NBI;
8. Construir a fronteira de Pareto;
9. Desenvolver a proposta de balanceamento.

Retomando as figuras 1.1 e 2.12 apresentadas anteriormente, nos casos em que existe o desalinhamento entre convexidade e sentido de otimização, a restrição de espaço experimental é ativa, e a solução do problema de otimização se refere a um ponto distante do centro do arranjo experimental, desta forma tendo alta variância e baixa previsibilidade.

Para estes casos, é possível estreitar a restrição de espaço experimental, observando-se uma pequena perda de valor esperado para uma redução proporcionalmente maior de variância de previsão. Para uma ilustração simbólica, este estreitamento da restrição de espaço experimental é representado pela cor verde nas figuras 3.2 e 3.3.

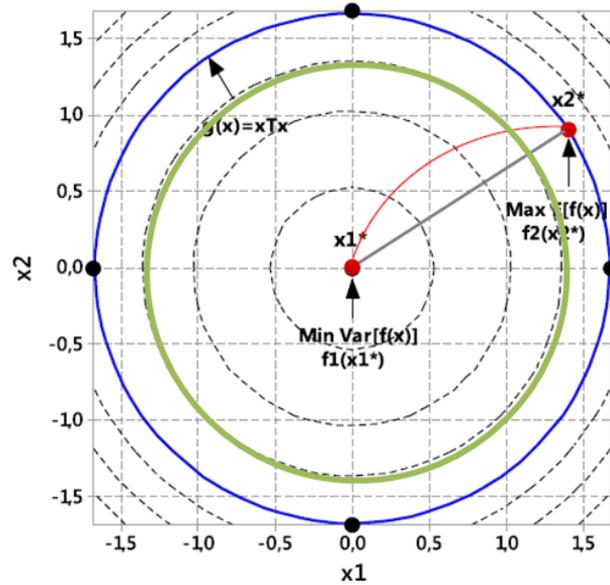


Figure 3.2 - Ilustração do NBI para $E[f(x)]$ e $\text{Var}[f(x)]$ para restrição com aperto

Fonte: adaptado de Naves *et al.* (2017)

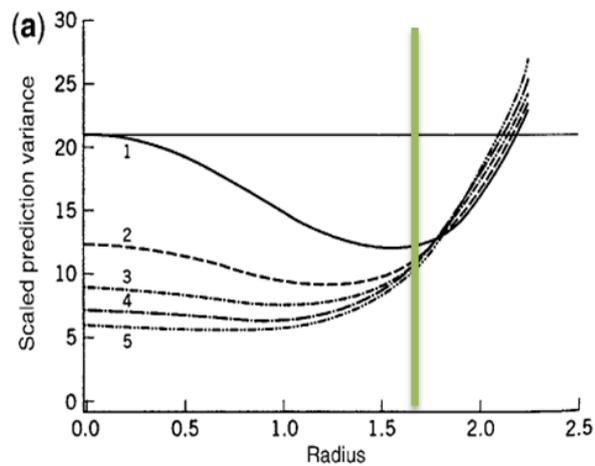


Figure 3.3 - Gráfico da variância em comparação com o raio para restrição com aperto

Fonte: adaptado de Myers *et al.* (2009)

Neste contexto, o NBI será aplicado, ponderando-se as funções de (i) valor esperado e (ii) variância de previsão, aplicando-se diferentes graus de aperto na restrição de espaço experimental. Desta forma, serão analisadas quantitativamente as conseqüentes perda em valor esperado e redução em variância de previsão nos cenários considerados.

A equação 3.1 expõe a formulação do NBI para o presente estudo.

$$\begin{aligned}
\text{Max } F(\mathbf{x}) &= \bar{f}_1(\mathbf{x}) \\
\text{S. t: } \bar{f}_1(\mathbf{x}) - \bar{f}_2(\mathbf{x}) + 2w - 1 &= 0 \\
g(\mathbf{x}) &= \mathbf{x}^T \mathbf{x} \ll \rho^2 \\
\mathbf{x} &\in \Omega
\end{aligned} \tag{3.1}$$

Na qual:

- $\bar{f}_1(\mathbf{x}) = E[f(\mathbf{x})]$
- $\bar{f}_2(\mathbf{x}) = \text{Var}[f(\mathbf{x})]$
- $g(\mathbf{x})$ é a restrição de espaço experimental

A $f_1(\mathbf{x})$ se refere ao valor esperado, e sua equação pode ser descrita como a própria equação da superfície gerada pelo método experimental, como mostra a equação 2.2.

$$y(\mathbf{x}) = \beta_0 + \sum_{j=1}^k \beta_j x_j + \sum_{i=1}^k \beta_{ii} x_i^2 + \sum_{i < j}^k \sum \beta_{ij} x_{ij} + \varepsilon \tag{2.2}$$

Já $f_2(\mathbf{x})$ se refere à variância de previsão. A variância do modelo é calculada por meio das fórmulas 2.8 e 2.9, usando a matriz de covariância dos coeficientes estimados.

$$\text{Var}[\hat{Y}(\mathbf{x})] = \text{Var}[(\mathbf{x}^T \boldsymbol{\beta})] \tag{2.8a}$$

$$\text{Var}[\hat{Y}(\mathbf{x})] = \mathbf{x}^T [\text{Var}(\boldsymbol{\beta})] \mathbf{x} \tag{2.8b}$$

$$[\text{Var}(\boldsymbol{\beta})] = \sigma^2 [(\mathbf{Z}^T \mathbf{Z})^{-1}] \tag{2.8c}$$

$$\text{Var}[\hat{Y}(\mathbf{x})] = \sigma^2 [\mathbf{x}^T (\mathbf{Z}^T \mathbf{Z})^{-1} \mathbf{x}] \tag{2.8d}$$

$$\text{Var}[\hat{Y}(\mathbf{x})] = \sigma^2 [\mathbf{x}_0^T (\mathbf{Z}^T \mathbf{Z})^{-1} \mathbf{x}_0] \tag{2.9}$$

Nas quais o vetor \mathbf{x}_0 é expresso pela equação 2.10.

$$\mathbf{x}_0^T = [1 \quad x_1 \quad x_2 \quad x_1^2 \quad x_2^2 \quad x_1 x_2]^T \tag{2.10}$$

Pelas fórmulas apresentadas, o intervalo de confiança (IC) pode ser construído, de forma que o IC $(1 - \alpha)$ de previsão para a média está descrito na equação 2.11.

$$E(Y|\mathbf{x}_0) = \hat{Y}(\mathbf{x}_0) \pm t_{\alpha/2;n-p} \times s\sqrt{\mathbf{x}_0^T(\mathbf{Z}^T\mathbf{Z})^{-1}\mathbf{x}_0} \quad (2.11)$$

Especificamente para o NBI, a variância a ser usada é a variância escalada de previsão SPV, já que demonstra quão bem se prevê com o modelo, calculada pela equação 2.12.

$$SPV(\mathbf{x}) = N \frac{\text{Var}[\hat{y}(\mathbf{x})]}{\sigma^2} \quad (2.12)$$

Por fim, a restrição de espaço experimental será apertada conforme a equação 3.2.

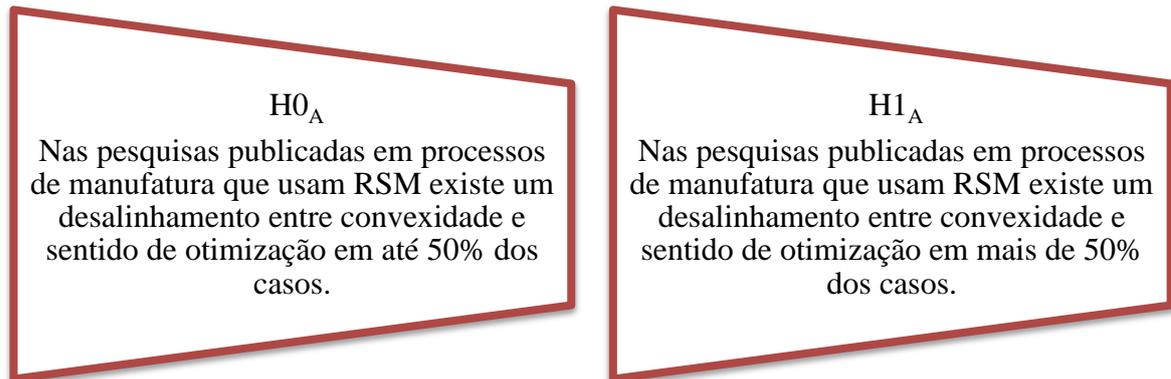
$$g(\mathbf{x}) = \mathbf{x}^T\mathbf{x} \leq (\rho^2)(1 - \delta) \quad (3.2)$$

Para:

- $(1 - \delta) = 0,9$
- $(1 - \delta) = 0,85$
- $(1 - \delta) = 0,8$

4. LEVANTAMENTO E ANÁLISE CRÍTICA

Na aplicação do método proposto no capítulo 3, a primeira parte se refere ao levantamento de artigos que estudam processos de manufatura por meio da metodologia de superfície de resposta. O cálculo do tamanho da amostra considerou as seguintes hipóteses:



Como parâmetros do cálculo do tamanho da amostra, a proporção de comparação foi estabelecida como 70%, já que uma análise preliminar feita pela autora indicava a baixa frequência de alinhamento entre convexidade e sentido de otimização nas pesquisas publicadas. O poder do teste foi colocado como 0,85, levando-se em consideração que a literatura referencia um valor entre 0,8 e 0,9 como indicado para situações similares. Já o nível de significância foi estabelecido como 5%, valor comumente usado na literatura.

Com base nestes parâmetros, o tamanho da amostra calculado pelo *software* Minitab é de 38 artigos. Como resumo, a figura 4.1 apresenta a curva de poder do teste para uma proporção.

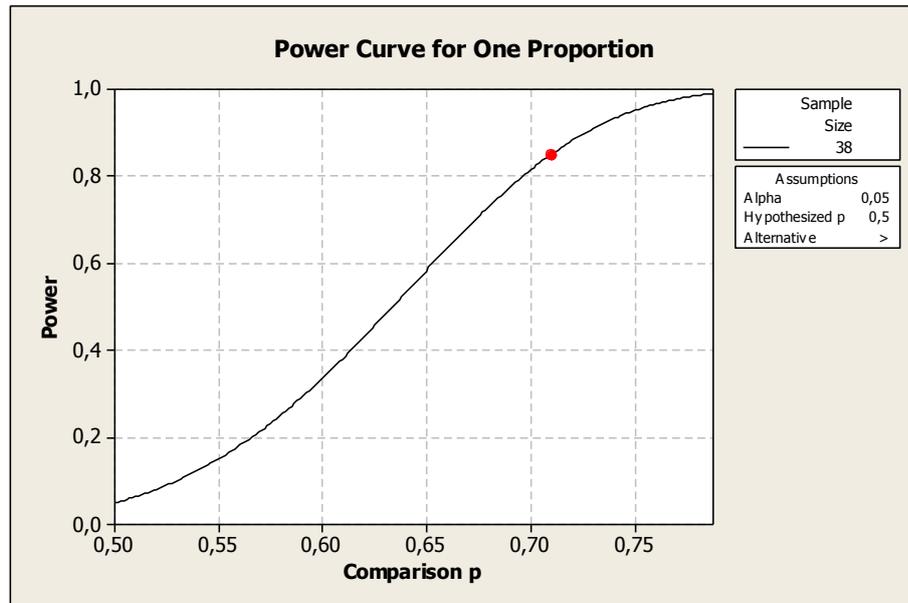


Figure 4.1 - Curva de poder do teste para uma proporção

Fonte: autoria própria (2019)

As 14 etapas do levantamento, relacionadas à seleção e replicação dos artigos, são detalhadas na sequência, usando como exemplo o artigo “*Evaluating the effects of as-casted and aged overcasting of Al-Al joints*”, publicado no *International Journal of Advanced Manufacturing Technology* no ano de 2018, artigo este que aborda o processo de *casting*.

1. Procurar artigos por meio de palavras-chave.

Os artigos selecionados para o levantamento são de duas fontes distintas: o portal de periódicos da CAPES e o *site* Google Acadêmico. A junção destas duas fontes permitiu a obtenção de pesquisas abordando diferentes processos de manufatura. Quanto aos termos usados na pesquisa, eles se referem à combinação dos termos do método (superfície de resposta, metodologia de superfície de resposta, SR, MSR, *response surface*, *response surface methodology*, RS, RSM) e dos termos de cada um dos processos (fundição, *casting*).

2. Verificar se o artigo se encaixa nas premissas da pesquisa, ou seja, se ele:

- Utiliza o arranjo de CCD;
- Fornece o valor do *alpha*;
- Fornece os valores do arranjo.

Estas condições de elegibilidade propiciam comparação e replicação. O uso de pesquisas que usam o arranjo de CCD permite a comparação dos resultados obtidos, ao passo que ter em mãos o valor do *alpha* e os valores do arranjo permite a replicação do trabalho.

3. Mapear as seguintes informações do artigo:

- Nome do artigo;
- Autores do artigo;
- Nome do periódico;
- Processo do artigo.

Estas informações de caráter genérico são usadas para a identificação do processo e para o posterior rastreio do artigo. A figura 4.2 mostra estas informações para o artigo exemplo.

Nome	Evaluating the effects of as-casted and aged overcasting of Al-Al joints
Autores	Muhammad Asad Ali, Mirza Jahanzaib, Ahmad Wasim, Salman Hussain, Nazeer Ahmad Anjum
Periódico	The International Journal of Advanced Manufacturing Technology (2018) 96:1377-1392
Processo	Casting

Figure 4.2 - Mapeamento das informações do artigo

Fonte: autoria própria (2019)

4. Mapear as seguintes características do arranjo:

- Tipo de fatorial, completo ou fracionado;
- Quantidade de pontos centrais;
- Quantidade de pontos axiais;
- Valor do *alpha*.

Estas características do arranjo servem de apoio no momento da replicação do arranjo experimental. A figura 4.3 mostra estas características para o artigo exemplo. Por se tratar de um arranjo fatorial completo com 3 variáveis, o artigo exemplo possui 8 pontos fatoriais. Somando-se 3 pontos centrais e 6 pontos axiais, têm-se 17 pontos no total.

Arranjo	CCD
Fatorial	Completo
Pontos centrais	3
Pontos axiais	6
alpha	1

Figure 4.3 - Mapeamento das características do arranjo

Fonte: autoria própria (2019)

5. Mapear as respostas:

- Nome das respostas;
- Sentido de otimização das respostas.

Neste momento, as respostas em análise são mapeadas, bem como seus respectivos sentidos de otimização. Este mapeamento permite o início da criação do painel comparativo para as respostas. A figura 4.4 mostra o mapeamento das respostas para o artigo exemplo.

	Resposta	Sentido
R1	Ultimate tensile strength UTS (As-casted)	Maximizar
R2	Ultimate tensile strength UTS (Aged)	Maximizar
R3	Hardness (As-casted)	Maximizar
R4	Hardness (Aged)	Maximizar
R5	-	-

Figure 4.4 - Mapeamento das respostas do artigo

Fonte: autoria própria (2019)

6. Verificar a presença da restrição de espaço experimental.

Na leitura e análise do artigo, a presença de algum tipo de restrição de espaço experimental é verificada. Esta informação é de extrema relevância, pois irá subsidiar a aceitação ou rejeição da terceira hipótese levantada, referente ao uso da restrição de espaço experimental.

7. Criar o arranjo no *software* Minitab.

Com as informações das etapas 4 e 5 em mãos, o arranjo experimental é criado no *software* Minitab. A figura 4.5 mostra o arranjo no *software* Minitab para o artigo exemplo.

	StdOrder	RunOrder	PtType	Blocks	A	B	C
1	1	1	1	1	-1	-1	-1
2	2	2	1	1	1	-1	-1
3	3	3	1	1	-1	1	-1
4	4	4	1	1	1	1	-1
5	5	5	1	1	-1	-1	1
6	6	6	1	1	1	-1	1
7	7	7	1	1	-1	1	1
8	8	8	1	1	1	1	1
9	9	9	-1	1	-1	0	0
10	10	10	-1	1	1	0	0
11	11	11	-1	1	0	-1	0
12	12	12	-1	1	0	1	0
13	13	13	-1	1	0	0	-1
14	14	14	-1	1	0	0	1
15	15	15	0	1	0	0	0
16	16	16	0	1	0	0	0
17	17	17	0	1	0	0	0

Figure 4.5 - Arranjo no *software* Minitab

Fonte: autoria própria (2019)

8. Inserir as respostas no *software* Minitab.

Após, as colunas das respostas são preenchidas, com os valores em unidades codificadas. A figura 4.6 mostra o arranjo e as respostas no *software* Minitab para o artigo exemplo.

	StdOrder	RunOrder	PtType	Blocks	A	B	C	R1	R2	R3	R4
1	1	1	1	1	-1	-1	-1	185	205	90	97
2	2	2	1	1	1	-1	-1	202	222	92	98
3	3	3	1	1	-1	1	-1	214	235	90	98
4	4	4	1	1	1	1	-1	237	257	93	103
5	5	5	1	1	-1	-1	1	218	238	92	100
6	6	6	1	1	1	-1	1	245	265	104	111
7	7	7	1	1	-1	1	1	247	267	99	113
8	8	8	1	1	1	1	1	258	279	118	125
9	9	9	-1	1	-1	0	0	236	256	105	112
10	10	10	-1	1	1	0	0	253	272	115	120
11	11	11	-1	1	0	-1	0	247	267	109	116
12	12	12	-1	1	0	1	0	280	297	121	128
13	13	13	-1	1	0	0	-1	225	245	91	98
14	14	14	-1	1	0	0	1	255	275	106	110
15	15	15	0	1	0	0	0	263	281	111	118
16	16	16	0	1	0	0	0	265	283	114	121
17	17	17	0	1	0	0	0	262	282	113	118

Figure 4.6 - Arranjo e respostas no *software* Minitab

Fonte: autoria própria (2019)

9. Analisar o arranjo e calcular os coeficientes de cada resposta no *software* Minitab.

Então, o arranjo é analisado pelo *software* Minitab. Os coeficientes das partes constante, linear, quadrática e interações são calculados e armazenados. A figura 4.7 mostra os coeficientes para cada resposta no *software* Minitab para o artigo exemplo.

COEF R1	PVALUE R1	COEF R2	PVALUE R2	COEF R3	PVALUE R3	COEF R4	PVALUE R4
262,338	0,000	281,099	0,000	112,873	0,000	118,634	0,000
9,500	0,000	9,400	0,000	4,600	0,000	3,700	0,000
13,900	0,000	13,800	0,000	3,400	0,001	4,500	0,000
16,000	0,000	16,000	0,000	6,300	0,000	6,500	0,000
-17,092	0,000	-16,423	0,000	-3,028	0,049	-2,359	0,031
1,908	0,421	1,577	0,436	1,972	0,165	3,641	0,004
-21,592	0,000	-20,423	0,000	-14,528	0,000	-14,359	0,000
-1,250	0,366	-1,250	0,295	1,000	0,217	0,625	0,259
-0,250	0,852	0,000	1,000	3,250	0,003	2,125	0,004
-2,750	0,071	-2,750	0,042	2,500	0,012	2,625	0,001

Figure 4.7 - Coeficientes para cada resposta no *software* Minitab

Fonte: autoria própria (2019)

10. Excluir os coeficientes dos termos não significativos conforme análise do autor.

Parte dos coeficientes calculados se refere a valores estatisticamente significativos e parte se refere a valores estatisticamente não significativos, pelo valor do *p-value* atribuído a cada coeficiente. Sendo assim, a análise de significância do autor do artigo foi usada, e os coeficientes dos termos apontados como não significativos foram excluídos. A figura 4.8 mostra os coeficientes dos termos significativos para o artigo exemplo.

Coeficientes				
Termos	R1	R2	R3	R4
A*A	-17,09	-16,42	-3,028	-2,359
B*B	1,9085	1,5775	1,9718	3,6408
C*C	-21,59	-20,42	-14,53	-14,36
A*B	-1,25	-1,25	1	0,625
A*C	-0,25	0,00	3,25	2,125
B*C	-2,75	-2,75	2,5	2,625

Figure 4.8 - Coeficientes dos termos significativos para cada resposta

Fonte: autoria própria (2019)

11. Calcular a matriz **B** de cada resposta no *software* Excel.

Com os coeficientes dos termos significativos em mãos, a matriz **B** é calculada para cada uma das respostas em análise, com o auxílio do *software* Excel. A figura 4.9 mostra a matriz **B** de cada resposta no *software* Excel para o artigo exemplo.

Matriz B											
R1			R2			R3			R4		
-17,09	-0,625	-0,125	-16,42	-0,625	0,00	-3,028	0,5	1,625	-2,359	0,3125	1,0625
-0,625	1,9085	-1,375	-0,625	1,5775	-1,375	0,5	1,9718	1,25	0,3125	3,6408	1,3125
-0,125	-1,375	-21,59	0,00	-1,375	-20,42	1,625	1,25	-14,53	1,0625	1,3125	-14,36

Figure 4.9 - Matriz B para cada resposta

Fonte: autoria própria (2019)

12. Calcular os autovalores de cada resposta no *software* Minitab.

As matrizes **B** geradas no *software* Excel são recriadas no *software* Minitab, para o posterior cálculo dos autovalores de cada uma das respostas. A figura 4.10 mostra os autovalores de cada resposta no *software* Minitab para o artigo exemplo.

AV R1	AV R2	AV R3	AV R4
-21,6774	-20,5085	-14,8349	-14,5427
-17,1058	-16,4437	-2,8923	3,7610
2,0085	1,6846	2,1427	-2,2957

Figure 4.10 - Autovalores de cada resposta

Fonte: autoria própria (2019)

13. Pelos autovalores, verificar a convexidade de cada resposta.

A convexidade de cada resposta é identificada e registrada no painel comparativo para as respostas. A figura 4.11 mostra a convexidade de cada resposta para o artigo exemplo.

	Resposta	Convexidade
R1	Ultimate tensile strength UTS (As-casted)	Sela
R2	Ultimate tensile strength UTS (Aged)	Sela
R3	Hardness (As-casted)	Sela
R4	Hardness (Aged)	Sela
R5	-	-

Figure 4.11 - Convexidade de cada resposta

Fonte: autoria própria (2019)

14. Confrontar a convexidade e o sentido de otimização de cada resposta.

Por fim, a convexidade identificada na etapa 13 é confrontado com o sentido de otimização mapeado na etapa 5. Esta informação completa o painel comparativo para as respostas que irá subsidiar a aceitação ou rejeição da segunda hipótese levantada, descrita no capítulo 1 deste trabalho. A figura 4.12 mostra a comparação para cada resposta para o artigo exemplo.

	Resposta	Sentido	Convexidade	Comparação
R1	Ultimate tensile strength UTS (As-casted)	Maximizar	Sela	Não ok
R2	Ultimate tensile strength UTS (Aged)	Maximizar	Sela	Não ok
R3	Hardness (As-casted)	Maximizar	Sela	Não ok
R4	Hardness (Aged)	Maximizar	Sela	Não ok
R5	-	-	-	-

Figure 4.12 - Comparação para cada resposta

Fonte: autoria própria (2019)

Estas informações levantadas e geradas nas etapas 1 a 14 são consolidadas em uma planilha do *software* Excel, como apresenta a figura 4.13 para o artigo exemplo.

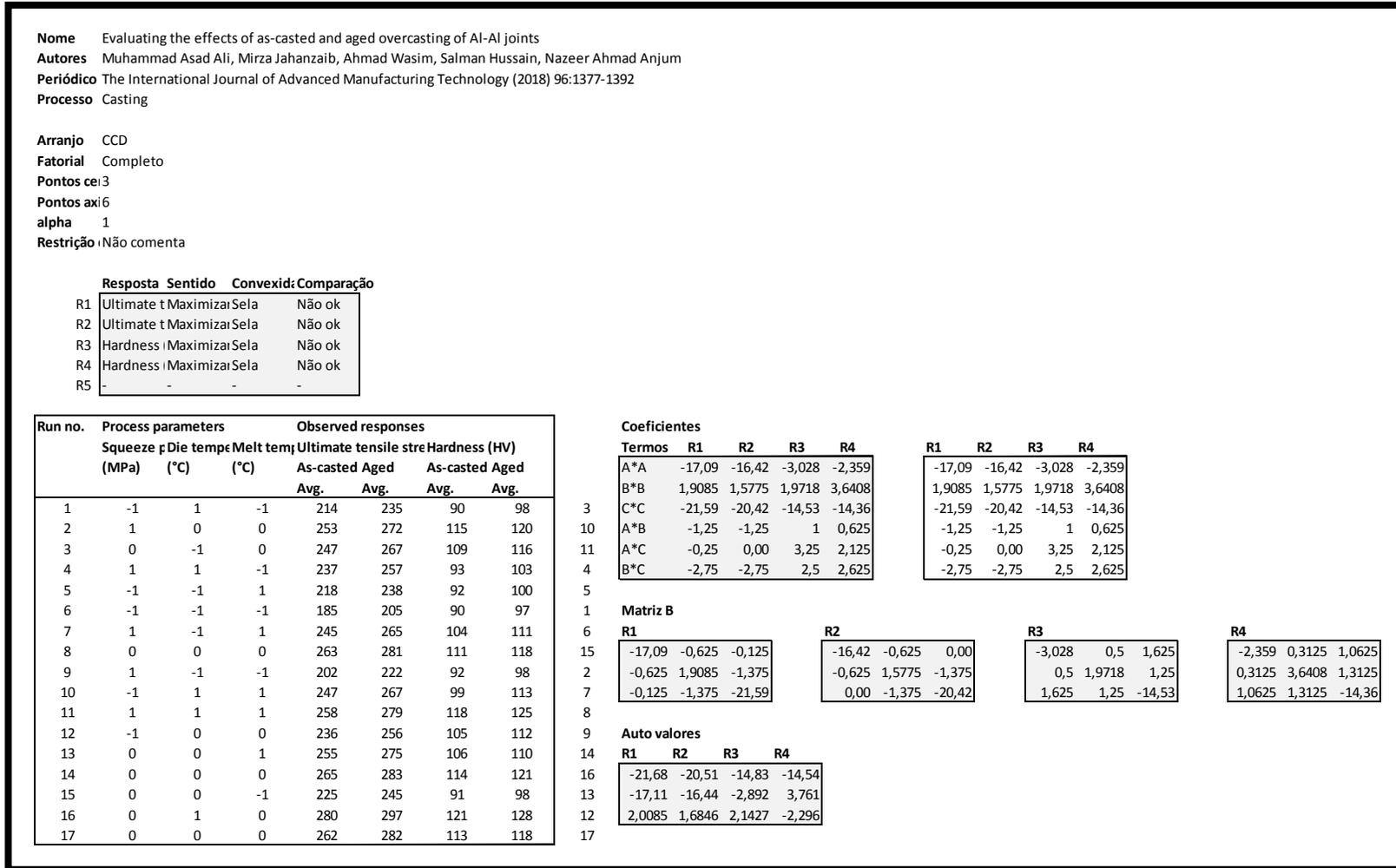


Figure 4.13 - Consolidação das informações do artigo

Fonte: autoria própria (2019)

Uma vez que o tamanho da amostra calculado é de 38 artigos, as informações levantadas e geradas nas etapas 1 a 14 para o artigo exemplo foram replicadas para os demais artigos.

Durante este processo, algumas dificuldades foram encontradas. Em primeiro lugar, sobre encontrar os artigos, foi trabalhoso encontrar artigos de determinados processos, que são pouco estudados dentro das premissas estabelecidas no levantamento, como, por exemplo, os processos de operação de montagem. Em adição, artigos que não apresentam o valor do *alpha* e / ou não apresentam os valores do arranjo são comuns, e foi necessário um esforço adicional para resgatar artigos dentro das condições apresentadas de elegibilidade.

Em segundo lugar, sobre replicar os artigos, a maioria dos arranjos não foi criada na ordem padrão gerada pelo *software* Minitab, sendo necessário ajustar o arranjo antes da efetiva replicação. Além disso, foi notada a presença de alguns arranjos fracionados (1/2), para os quais o pesquisador usou a fração secundária em vez da fração principal, também demandando o respectivo ajuste. Por fim, alguns artigos não comentavam sobre o sentido de otimização das respostas em análise, requerendo-se assim a consulta da literatura.

Tanto a análise preliminar quanto o levantamento permitiram ter-se uma visão geral das pesquisas publicadas na área de manufatura. Os aspectos mais expressivos identificados são:

- É possível encontrar artigos dos mais diferentes processos de manufatura;
- É possível encontrar artigos que possuem como objeto de estudo as mais diferentes áreas da manufatura;
- A maioria das pesquisas publicadas em manufatura sobre RSM aborda *machining*;
- A maioria das pesquisas publicadas em manufatura sobre RSM aborda *turning* (torneamento).

Passando para uma visão geral das pesquisas selecionadas, os artigos se referem a diferentes processos de manufatura, de forma que 38 artigos abordam 38 processos distintos. Para que as análises sejam válidas para os processos de manufatura como um todo, a classificação dos processos de manufatura de Groover (2010) foi usada, de forma que a amostragem fosse a mais diversa possível. A figura 4.14 apresenta a quantidade de artigos presente na amostra

para cada classe identificada por Groover (2010), sendo que as classes com números mais altos de artigos são aquelas com números maiores de processos, e vice-versa.

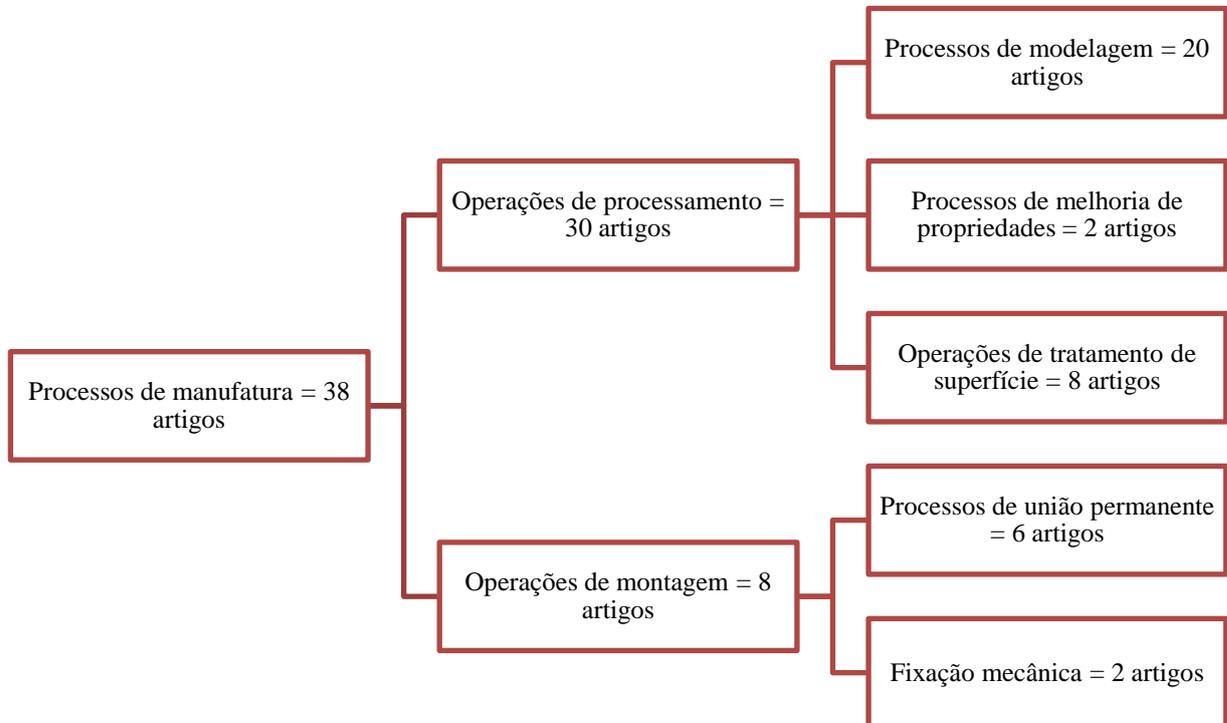


Figure 4.14 - Quantidade de artigos por classe de processo de manufatura

Fonte: autoria própria (2019)

Como consequência direta desta amostragem clusterizada, as pesquisas selecionadas representam diferentes processos de manufatura, e abordam diferentes áreas da manufatura.

De forma detalhada, segue listagem dos processos para cada classe de processo.

- Processos de modelagem:

(1) *casting*, (2) *compression molding*, (3) *pressing*, (4) *injection molding*, (5) *forging*, (6) *cold extrusion*, (7) *milling*, (8) *turning*, (9) *compaction*, (10) *electric discharge machining*, (11) *grinding*, (12) *drilling*, (13) *rolling*, (14) *drawing*, (15) *impregnation*, (16) *bending*, (17) *enzymatic extrusion*, (18) *high speed machining*, (19) *abrasive machining*, (20) *wire electrical discharge machining*.

- Processos de melhoria de propriedades:
(1) *laser beam heating*, (2) *sintering*.
- Operações de tratamento de superfície:
(1) *diffusion*, (2) *cleaning*, (3) *finishing*, (4) *ion doping*, (5) *electroplating*, (6) *chemical vapor deposition*, (7) *powder coating*, (8) *plasma-sprayed coating*.
- Processos de união permanente:
(1) *friction welding*, (2) *soldering*, (3) *adhesive bonding*, (4) *submerged arc welding*, (5) *electron beam welding*, (6) *flux cored arc welding*.
- Fixação mecânica:
(1) *mold insert micro machining*, (2) *chip on glass bonding*.

Já sobre as áreas da manufatura, várias pesquisas não comentam sobre a área específica relacionada àquele experimento, apresentando uma visão mais abrangente de uso do processo. Entretanto, é possível identificar que os artigos abrangem desde as indústrias automobilística, elétrica, eletrônica, mecânica, até as indústrias química, alimentícia e aeronáutica.

Mais uma consequência desta diversa gama de processos e áreas da manufatura é que os artigos selecionados foram publicados em 24 periódicos diferentes, que tratam diferentes segmentos. Dentro destes 24 periódicos, o *International Journal of Advanced Manufacturing Technology* aparece com mais frequência, como mostra a figura 4.15.



Figure 4.15 - Quantidade de artigos por periódico de publicação

Fonte: autoria própria (2019)

Mais outra consequência desta diversa gama de processos e áreas da manufatura é que os artigos selecionados foram publicados durante o período de 6 anos, entre 2013 e 2018. Como justificativa, a abrangência de 6 anos permitiu a inclusão de pesquisas de todas as classes de processos de manufatura referenciadas por Groover (2010). O detalhamento do número de artigos por ano de publicação é evidenciado na figura 4.16.



Figure 4.16 - Quantidade de artigos por ano de publicação

Fonte: autoria própria (2019)

Os 38 artigos selecionados estão identificados no capítulo 7, com a seguinte terminologia:

- Sha_01 a Sha_20 - artigos dos processos de modelagem;
- Pro_01 a Pro_02 - artigos dos processos de melhoria de propriedades;
- Sur_01 a Sur_08 - artigos das operações de tratamento de superfície;
- Per_01 a Per_06 - artigos dos processos de união permanente;
- Mec_01 a Mec_02 - artigos dos processos de fixação mecânica.

Com base nas informações tanto levantadas quanto geradas das 38 pesquisas selecionadas, é possível analisar as três hipóteses descritas no capítulo 1 deste trabalho.

H_{01} - as pesquisas publicadas em processos de manufatura que usam RSM verificam a convexidade das respostas.

Os artigos selecionados estão analisando entre 1 e 5 respostas, sendo que a frequência de 1 resposta é a que mais acontece, em 16 artigos, que representam 40% da amostra. De forma resumida, a quantidade de respostas por artigo pode ser visualizada na figura 4.17.

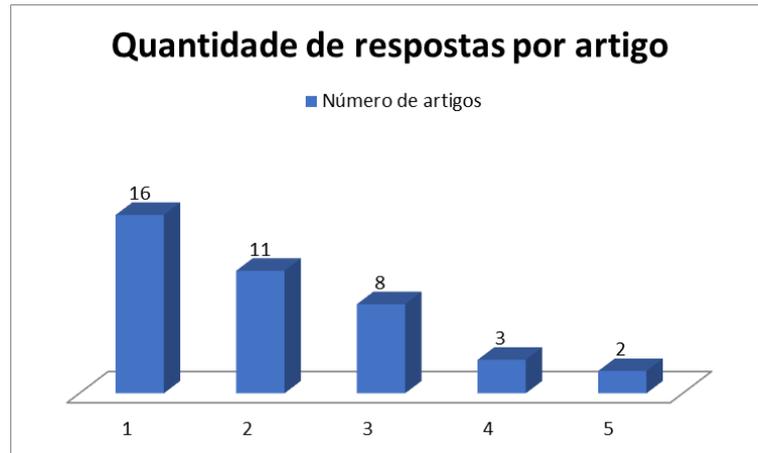


Figure 4.17 - Quantidade de respostas por artigo

Fonte: autoria própria (2019)

Destes artigos, apenas o trabalho de Jarosová e Kureková (2013) (Sha_09) comenta sobre convexidade. O trabalho desenvolvido pelos autores retrata a determinação dos parâmetros operacionais e tecnológicos ótimos para (i) a pressão, (ii) a temperatura e (iii) o teor de umidade, de maneira a maximizar a densidade de pellets (combustível orgânico de alto valor energético) feitos com madeira tipo pinheiro, por meio do processo de compactação.

Após gerar a superfície de resposta, os autores calculam o local e a natureza do ponto estacionário. O ponto estacionário é calculado e, na sequência, os autovalores da matriz **B** são apresentados. Como se trata de valores com sinais opostos (dois valores positivos e um valor negativo), o artigo comenta que o ponto estacionário se refere assim a um ponto de sela.

Desta forma, o teste de hipótese de proporção conta com 1 observação SIM (verificação acontece) e 37 observações NÃO (verificação não acontece). Usando-se um nível de confiança de 95%, a figura 4.18 mostra os resultados do teste realizado pelo *software* Minitab.

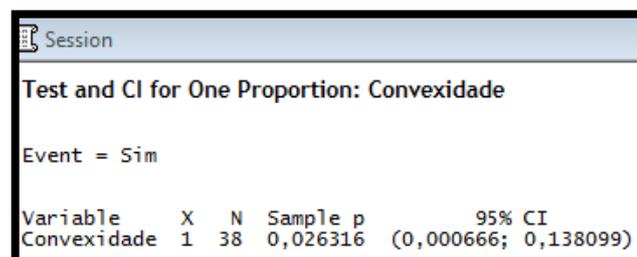


Figure 4.18 - Teste da primeira hipótese

Fonte: autoria própria (2019)

Como o $p\text{-value} < 5\%$, rejeita-se a hipótese de que as pesquisas publicadas em processos de manufatura que usam RSM verificam a convexidade das respostas. Com 95% de confiança, o valor populacional desta verificação está no intervalo (0,000666; 0,138099).

Para complementar a análise, a convexidade de cada uma das respostas foi calculada e está apresentada na figura 4.19. Das 83 respostas analisadas, 68 se referem a funções sela, ou seja, 82%. Além destas 83, para 1 resposta (Sur_07) não foi possível calcular sua convexidade, visto que o autor identificou todos os coeficientes dos termos como não significativos. Esta resposta é a resposta média de espessura, da pesquisa de John (2015).

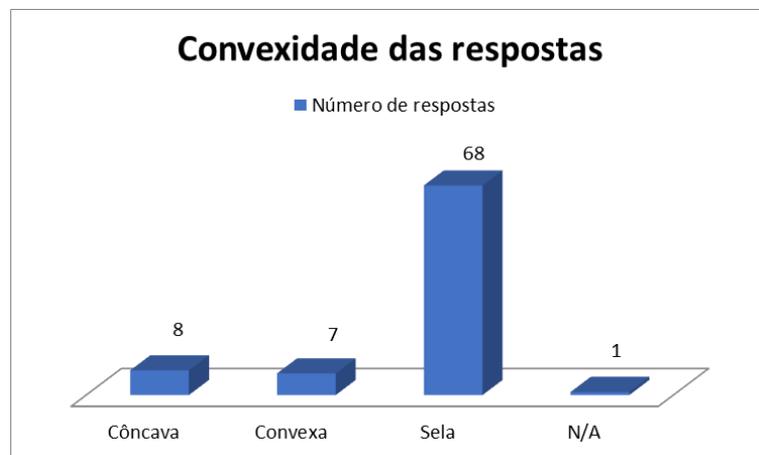


Figure 4.19 - Convexidade das respostas

Fonte: autoria própria (2019)

Para os artigos selecionados, as respostas que mais possuem convexidade sela são:

- Rugosidade: 12 selas, de 14 respostas;
- Taxa de remoção de material: 5 selas, de 5 respostas.

H₀ - as pesquisas publicadas em processos de manufatura que usam RSM confrontam a convexidade e o sentido de otimização das respostas.

A maioria das respostas analisadas se refere a otimizações de minimização, com 45 ocorrências, representando 54% da amostra, valores estes indicados na figura 4.20.

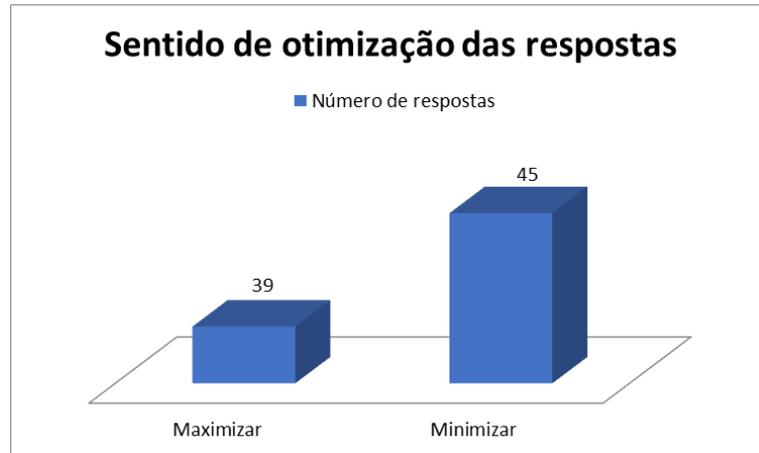


Figure 4.20 - Sentido de otimização das respostas

Fonte: autoria própria (2019)

Destes artigos, nenhum trabalho confronta convexidade e sentido de otimização. O trabalho de Jarosová e Kureková (2013) (Sha_09) calcula a convexidade, mas não verifica se está alinhada com o sentido de otimização. Para a resposta em questão (densidade de pellets), trata-se de uma função com convexidade sela e sentido de otimização de maximização.

Desta forma, o teste de hipótese de proporção conta com 0 observações SIM (análise acontece) e 38 observações NÃO (análise não acontece). Usando-se um nível de confiança de 95%, a figura 4.21 mostra os resultados do teste realizado pelo *software* Minitab.

Sample	X	N	Sample p	95% Upper Bound
1	0	38	0,000000	0,075808

Figure 4.21 - Teste da segunda hipótese

Fonte: autoria própria (2019)

Como o $p\text{-value} < 5\%$, rejeita-se a hipótese de que as pesquisas publicadas em processos de manufatura que usam RSM confrontam a convexidade e o sentido de otimização. Com 95% de confiança, o valor populacional desta análise está no intervalo (0; 0,075808).

Para complementar a análise, o alinhamento entre convexidade e sentido de otimização foi analisado para cada uma das 83 respostas. Das 8 respostas côncavas, em 7 delas há o alinhamento, que é 88% (figura 4.22). Das 7 respostas convexas, em 5 delas há o alinhamento, que é 71% (figura 4.23). Para as selas, de forma lógica, das 68 respostas, em 0 delas há o alinhamento, que é 0% (figura 4.24). Agregando estas informações, tem-se que, das 83 respostas, em 12 delas há o alinhamento, que é 14% (figura 4.25).

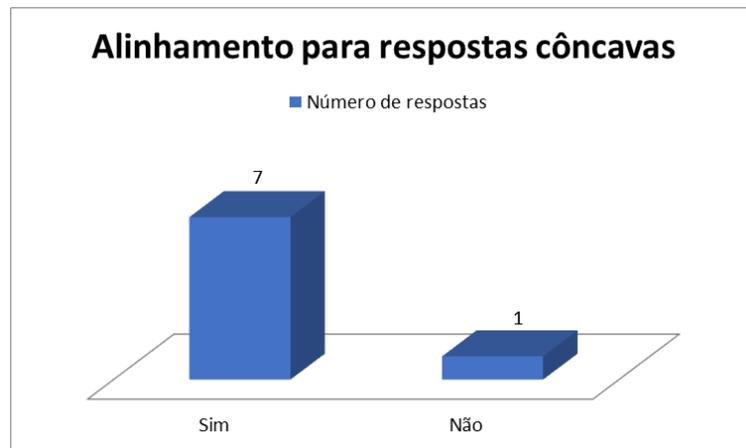


Figure 4.22 - Análise do alinhamento para respostas côncavas

Fonte: autoria própria (2019)

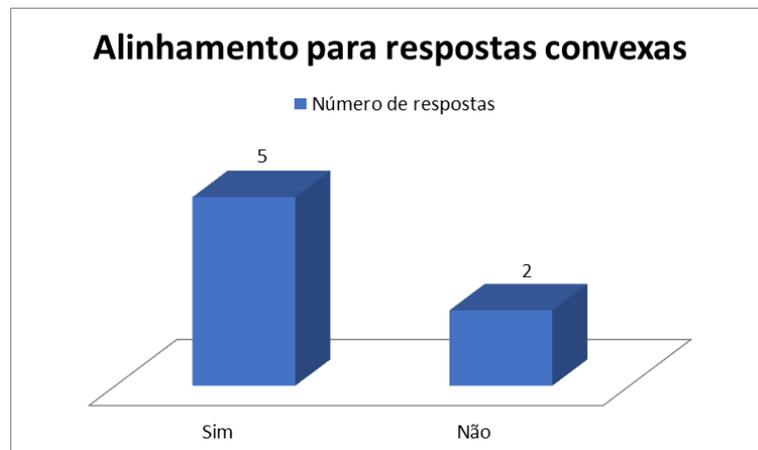


Figure 4.23 - Análise do alinhamento para respostas convexas

Fonte: autoria própria (2019)

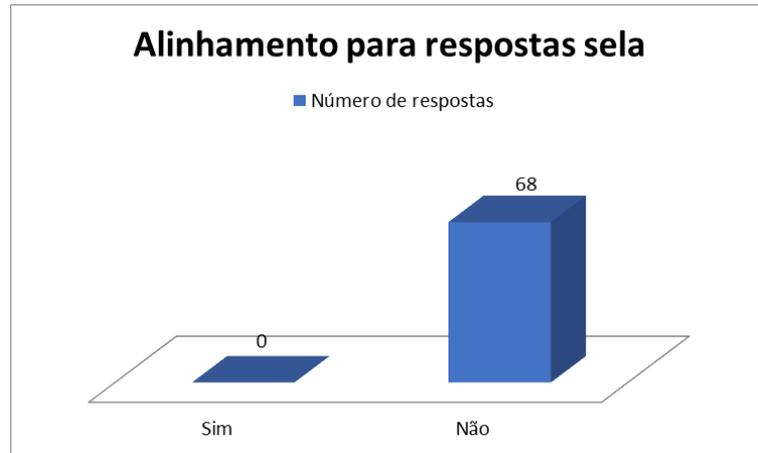


Figure 4.24 - Análise do alinhamento para respostas sela

Fonte: autoria própria (2019)

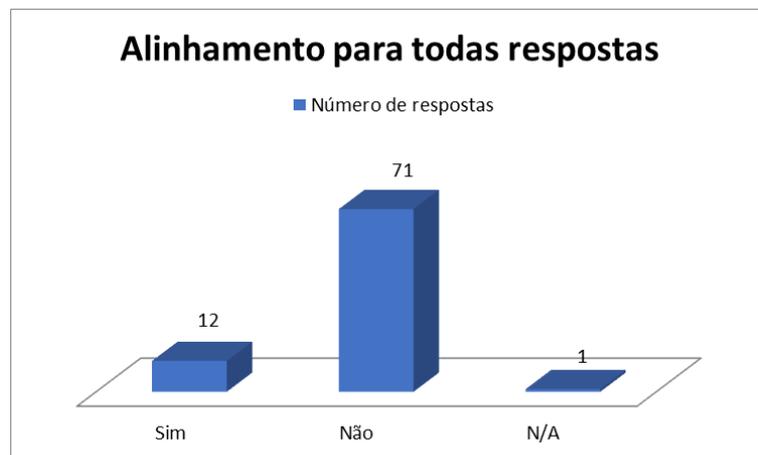


Figure 4.25 - Análise do alinhamento para todas respostas

Fonte: autoria própria (2019)

Tanto para o trabalho de Jarosová e Kureková (2013) (Sha_09) quanto para as demais respostas em que se observa o desalinhamento, as soluções apresentadas se referem a valores externos, que conforme a literatura possuem alta variância e baixa previsibilidade. Caso a restrição de espaço experimental seja usada na modelagem, ela será ativa e as soluções estarão distantes do centro do arranjo. Caso a restrição de espaço experimental não seja usada na modelagem, as soluções estarão fora da região experimental e podem ser encontradas dificuldades na replicação dos valores ótimos nos experimentos de confirmação.

H0₃ - as pesquisas publicadas em processos de manufatura que usam RSM utilizam a restrição de espaço experimental.

Muito embora o trabalho de Pereira *et al.* (2016) (Sha_07) não confronte a convexidade e o sentido de otimização das respostas, os autores fazem uso da restrição de espaço experimental. O trabalho desenvolvido pelos autores retrata a modelagem e a otimização da rugosidade com base na análise de componentes principais, fazendo uso dos métodos do erro quadrático médio multivariado (*multivariate mean square error* - MMSE) e do índice geral multivariado (*multivariate global index* - MGI).

Ao usar tanto o primeiro quanto o segundo método, os autores incluíram nas modelagens a restrição de espaço experimental, apresentada nas figuras 4.26 e 4.27.

$$\text{Minimize MMSE}_T = \left[\prod_{i=1}^k (\text{MMSE}_i | \lambda_i \geq 1) \right]^{(\frac{1}{k})} = \left\{ \prod_{i=1}^k \left[(PC_i - \zeta_{PC_i})^2 + \lambda_i | \lambda_i \geq 1 \right] \right\}^{(\frac{1}{k})}$$

$$\text{Subject to : } \mathbf{x}^T \mathbf{x} \leq \rho^2 \quad i = 1, 2, \dots, k; \quad k \leq p$$

Figure 4.26 - Restrição de espaço experimental no método MMSE

Fonte: Pereira *et al.* (2016)

$$\text{Minimize MGI} = \sum_{i=1}^m [\lambda_i (PCs_i)]$$

$$\text{Subject to : } (\mathbf{x}^T \mathbf{x}) \leq \rho^2$$

Figure 4.27 - Restrição de espaço experimental no método MGI

Fonte: Pereira *et al.* (2016)

Já os demais artigos não comentam sobre qualquer tipo de restrição de espaço experimental. Para os propósitos deste trabalho, as pesquisas que não comentam serão tratados como trabalhos que não usam a restrição de espaço experimental. Neste sentido, as soluções das respostas para as quais se observa um desalinhamento entre a convexidade e o sentido de otimização (maioria dos casos) estão fora da região experimental. Como consequência, são valores externos que possuem alta variância e baixa previsibilidade. Esta premissa possui

direta relação com a aceitação ou rejeição da terceira hipótese de pesquisa. Por outro lado, as ponderações e análises da proposta de balanceamento do capítulo 5 são mantidas.

Desta forma, o teste de hipótese de proporção conta com 1 observação SIM (uso da restrição acontece) e 37 observações NÃO (uso da restrição não acontece). Usando-se um nível de confiança de 95%, a figura 4.28 mostra os resultados do teste realizado pelo *software* Minitab.

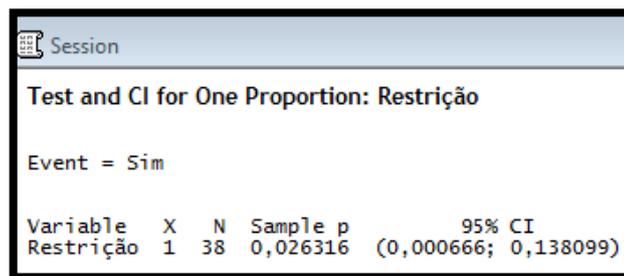


Figure 4.28 - Teste da terceira hipótese

Fonte: autoria própria (2019)

Como o $p\text{-value} < 5\%$, rejeita-se a hipótese de que as pesquisas publicadas em processos de manufatura que usam RSM utilizam a restrição de espaço experimental. Com 95% de confiança, o valor populacional deste uso está no intervalo (0,000666; 0,138099).

Com base nas informações tanto levantadas quanto geradas das 38 pesquisas selecionadas, também é possível descrever quatro análises adicionais no que se refere ao uso da RSM.

A. Teste de curvatura

A primeira análise adicional refere-se ao teste de curvatura. O uso da superfície de resposta requer a presença de curvatura na região experimental, de forma que o teste de curvatura seja realizado no passo 9 (formular o modelo de regressão) da proposta de Singari *et al.* (2014).

Para os artigos selecionados, nenhum deles faz menção ao teste de curvatura. A figura 4.29 apresenta o resultado do teste de curvatura realizado no *software* Minitab para cada uma das 55 respostas. Para 39 delas, ou seja, 71% dos casos, a região experimental possui curvatura e então o uso da metodologia de superfície de resposta é adequado. Já para as demais respostas (29) não foi possível realizar o teste correspondente, uma vez que:

- O *software* Minitab apresenta o valor de * para 15 respostas, indicando que se tratam de respostas calculadas, e não medidas;
- O *software* Minitab apresenta o valor N/A para 14 respostas, uma vez que o autor da pesquisa fez uso de apenas 1 ponto central.

Estes números indicam que, em cerca de um terço das pesquisas analisadas o uso da RSM ou não é adequado ou são necessários ajustes no espaço experimental considerado.

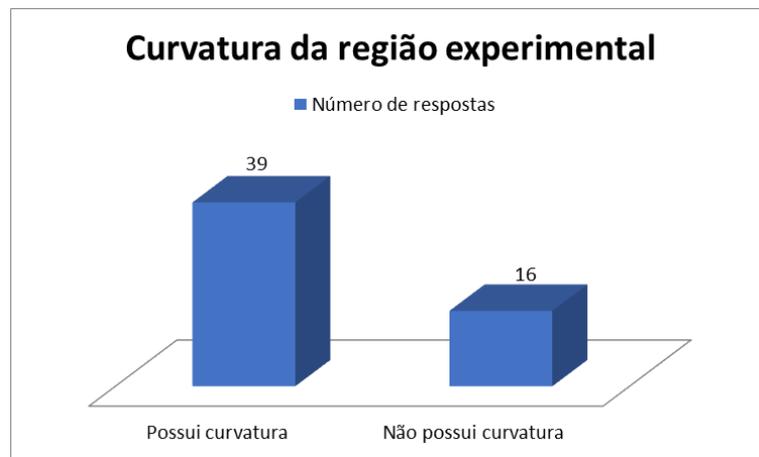


Figure 4.29 - Curvatura da região experimental

Fonte: autoria própria (2019)

B. Análise de significância

A segunda análise adicional refere-se à análise de significância. Uma vez que o modelo é gerado, é imprescindível a análise de significância tanto do modelo como um todo, bem como a análise de significância de cada um dos coeficientes gerados, com vistas a garantir que o modelo represente adequadamente a realidade sob estudo. Esta análise também faz parte do passo 9 (formular o modelo de regressão) dos passos propostos por Singari *et al.* (2014).

Para os artigos selecionados, todos eles realizam a análise da significância do modelo, pelo *p-value* e *F-test* da análise de variância ANOVA. Por outro lado, a figura 4.30 evidencia que em apenas 24 dos 38 artigos, ou seja, 63% dos casos, o autor realizou a análise de significância dos coeficientes de cada termo, pelo *p-value* e *F-test* da ANOVA. Como consequência, existe a possibilidade dos autores estarem lidando com uma quantidade de variáveis maior do que o necessário, tendo-se um potencial de redução de custo e tempo na experimentação.

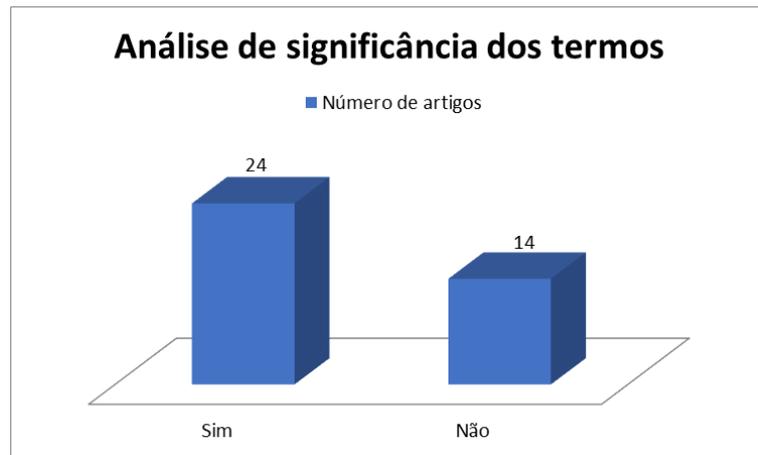


Figure 4.30 - Análise de significância dos coeficientes dos termos

Fonte: autoria própria (2019)

Em adição, a pesquisa de John (2015) (Sur_07) indica que todos os coeficientes gerados para a resposta média de espessura não são significativos, razão pela qual eles são excluídos. Muito embora o teste de curvatura da resposta indique que a região experimental tem curvatura e então o uso da metodologia de superfície de resposta é adequado. Este resultado é um indicativo de que a região experimental pode ser reavaliada.

C. Experimento de confirmação

A terceira análise adicional refere-se ao experimento de confirmação. Uma vez que os níveis ótimos foram identificados, torna-se relevante a condução de um experimento de confirmação, para sedimentar a modelagem bem como as análises decorrentes. Este experimento deve ser realizado no passo 12 (conduzir um experimento de confirmação nas condições ótimas) dos passos propostos por Singari *et al.* (2014).

Para os artigos seleccionados, 18 dos 38 autores realizaram o experimento de confirmação conforme indica a literatura, ou seja, 47% dos casos, como mostra a figura 4.31.

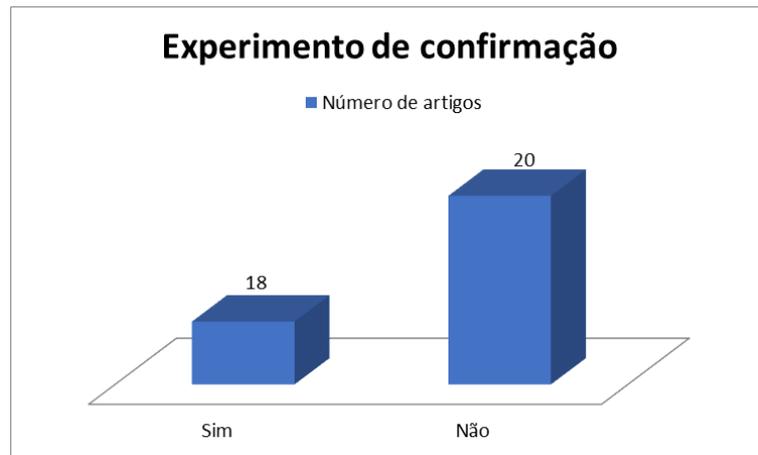


Figure 4.31 - Realização do experimento de confirmação

Fonte: autoria própria (2019)

D. Modelos reduzidos

A quarta e última análise adicional refere-se aos modelos reduzidos, com o intuito de verificar se modelos reduzidos sempre possuem convexidade sela. Levando-se em consideração os 24 artigos para os quais o autor realizou a análise de significância dos coeficientes de cada termo, têm-se 58 respostas. Excluindo-se a resposta média de espessura, já que a análise do autor considerou todos os coeficientes como não significativos, têm-se 57 respostas.

Destas 57 respostas, 40 delas se referem a modelos reduzidos (figura 4.32). E, destas 40 respostas, 33 delas possuem convexidade sela, ou seja, 83% dos casos (figura 4.33). Este expressivo percentual indica uma forte relação entre modelos reduzidos e convexidade sela. Isto se deve ao fato de que a retirada de termos do modelo quadrático completo deforma as funções originais, criando novas geometrias de formatos indefinidos, chamadas sela.

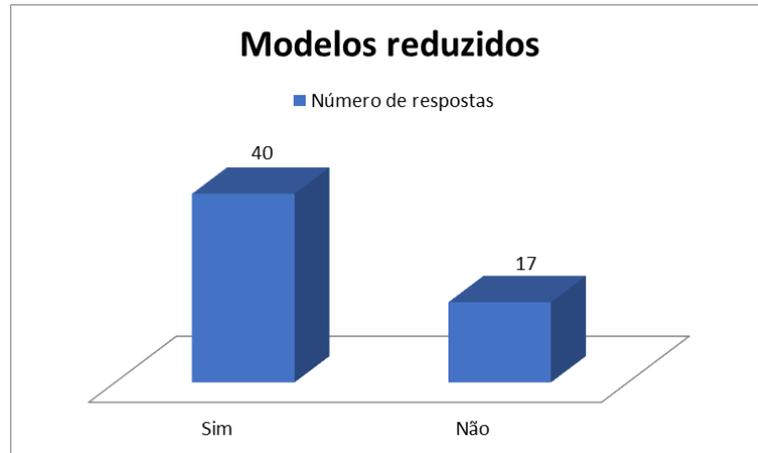


Figure 4.32 - Quantidade de modelos reduzidos

Fonte: autoria própria (2019)

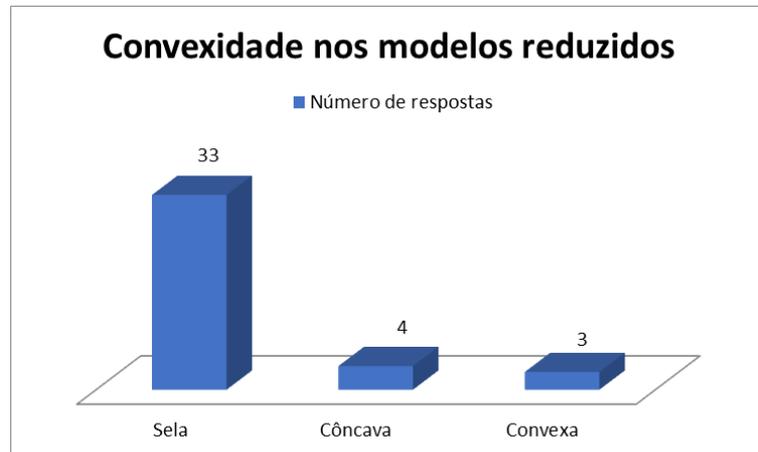


Figure 4.33 - Convexidade nos modelos reduzidos

Fonte: autoria própria (2019)

Esta quarta análise adicional possui significativa relevância, uma vez que as funções sela sempre indicam o desalinhamento entre convexidade e sentido de otimização. Ou seja, a restrição de espaço experimental será ativa e a solução estará longe do centro do arranjo.

5. APLICAÇÃO DA PROPOSTA DE BALANCEAMENTO

Dentre outras análises, o levantamento apresentado no capítulo 4 demonstrou a presença do problema de pesquisa, uma vez que existe desalinhamento entre convexidade das funções e sentido de otimização do problema, com percentual de 86%. Para estes casos, a solução do problema de otimização será um ponto externo com alta variância e baixa previsibilidade. Neste sentido, o método NBI será usado para ponderar duas funções objetivo:

- Valor esperado: objetivo otimizar;
- Variância de previsão: objetivo minimizar;

Construindo a fronteira de Pareto com as soluções viáveis.

A equação 3.1 expõe a formulação do NBI para o presente estudo.

$$\begin{aligned}
 \text{Max } F(\mathbf{x}) &= \bar{f}_1(\mathbf{x}) \\
 \text{S. t: } \bar{f}_1(\mathbf{x}) - \bar{f}_2(\mathbf{x}) + 2w - 1 &= 0 \\
 g(\mathbf{x}) &= \mathbf{x}^T \mathbf{x} \ll \rho^2 \\
 \mathbf{x} &\in \Omega
 \end{aligned} \tag{3.1}$$

Sendo realizados os ajustes necessários para as minimizações.

As 9 etapas da proposta de balanceamento, relacionadas à escolha das respostas e à aplicação do método NBI, são detalhadas na sequência, usando como exemplo a resposta R1 - rugosidade do artigo Sha_18, publicado no *International Journal of Advanced Manufacturing Technology* no ano de 2016, artigo este que aborda o processo de *high speed machining*.

1. Estabelecer os critérios de escolha das respostas.

Os critérios estabelecidos para a escolha das respostas alvo da aplicação do método NBI são:

1. Foi evidenciado o desalinhamento entre convexidade e sentido de otimização (através das análises do levantamento do capítulo 5);

2. O valor usado para o α é o padrão indicado pelo *software* Minitab;
3. A quantidade de pontos centrais é a padrão indicada pelo *software* Minitab;
4. No arranjo experimental, o fatorial é completo (não há fracionamento).

Como justificativas dos critérios de elegibilidade, o critério 1 indica a configuração do problema. O critério 2 indica que não há alteração da distância axial e, conseqüentemente, o CCD é rotacionável. O critério 3 indica a mesma curva de variância pelo raio no gráfico de dispersão da variância de Myers *et al.* (2009). Por fim, o critério 4 indica que não há redução de colunas, permitindo a comparação entre os arranjos escolhidos.

2. Aplicar os critérios nas respostas dos artigos selecionados.

Os 4 critérios foram aplicados a cada uma das 83 respostas, como mostra o quadro 5.1.

Quadro 5.1 - Aplicação dos critérios de escolha para os artigos selecionados

Artigo	Existe o desalinhamento?	O valor do α é o padrão?	A quantidade de pontos centrais é a padrão?	O fatorial é completo?
Sha_01	Sim, para R1, R2, R3, R4	Não	Não	Sim
Sha_02	Sim, para R1, R3	Não	Sim	Sim
Sha_03	Não	Não	Sim	Sim
Sha_04	Sim, para R1	Sim	Não	Sim
Sha_05	Sim, para R1	Sim	Sim	Sim
Sha_06	Não	Sim	Sim	Sim
Sha_07	Sim, para R1, R2, R3, R4, R5	Não	Sim	Sim
Sha_08	Sim, para R2, R3, R4	Sim	Sim	Sim
Sha_09	Sim, para R1	Sim	Não	Sim
Sha_10	Sim, para R1, R2, R3	Não	Não	Não
Sha_11	Não	Não	Não	Sim
Sha_12	Sim, para R1, R2, R3 (óleo 1), R1, R2, R3 (óleo 2)	Não	Não	Sim
Sha_13	Sim, para R1, R2, R3, R4, R5	Não	Sim	Sim
Sha_14	Sim, para R1, R2, R3, R4	Não	Não	Sim
Sha_15	Não	Sim	Não	Sim
Sha_16	Sim, para R1, R2, R3	Não	Não	Sim
Sha_17	Sim, para R1, R2, R3	Não	Não	Sim
Sha_18	Sim, para R1	Sim	Sim	Sim
Sha_19	Sim, para R1, R2	Sim	Não	Sim
Sha_20	Sim, para R1, R2	Sim	Não	Sim
Pro_01	Sim, para R1, R2	Não	Não	Sim
Pro_02	Sim, para R1	Não	Não	Não
Sur_01	Sim, para R1, R2	Sim	Não	Sim
Sur_02	Sim, para R1	Sim	Não	Sim
Sur_03	Sim, para R1 (processo 1), R1 (processo 2)	Não	Sim	Sim

Sur_04	Não	Sim	Sim	Sim
Sur_05	Sim, para R1, R2	Não	Não	Sim
Sur_06	Sim, para R1	Não	Não	Sim
Sur_07	Não	Sim	Não	Sim
Sur_08	Não	Sim	Sim	Sim
Per_01	Sim, para R1, R2	Sim	Não	Sim
Per_02	Sim, para R1, R2, R3	Não	Não	Sim
Per_03	Sim, para R2	Sim	Sim	Sim
Per_04	Sim, para R1	Não	Não	Não
Per_05	Sim, para R1	Sim	Não	Sim
Per_06	Sim, para R1, R2, R3	Não	Não	Não
Mec_01	Sim, para R1, R2	Não	Sim	Sim
Mec_02	Sim, para R1	Sim	Sim	Sim

Fonte: autoria própria (2019)

Legenda:

- Sha_01 a Sha_20 - artigos dos processos de modelagem;
- Pro_01 a Pro_02 - artigos dos processos de melhoria de propriedades;
- Sur_01 a Sur_08 - artigos das operações de tratamento de superfície;
- Per_01 a Per_06 - artigos dos processos de união permanente;
- Mec_01 a Mec_02 - artigos dos processos de fixação mecânica;
- R1 a R5 - respostas do artigo em questão.

Observações:

- Uma vez que 1 resposta do artigo Sur_07 não teve sua convexidade calculada (coeficientes não significativos), a resposta (média de espessura) não foi considerada;
- Todos os artigos que não usaram o valor padrão do *alpha* fizeram uso de um valor reduzido;
- Todos os artigos que não usaram a quantidade padrão de pontos centrais fizeram uso de uma quantidade reduzida;
- Em todos os fatoriais fracionados, os autores usaram a fração (1/2).

3. Escolher as respostas para aplicação do método NBI.

No quadro 5.1, as células em cinza indicam os critérios que tornaram o artigo não elegível para a aplicação do método NBI. Retirando-se os artigos que não contemplam os 4 critérios de escolha, têm-se as 5 pesquisas em azul. Destas, serão analisados os artigos Sha_08, Sha_18

e Mec_02, pois abordam experimentos com 3 fatores, usando assim a mesma quantidade de pontos centrais, ou seja, 6, somando-se assim 5 diferentes respostas.

4. Resgatar os coeficientes da resposta.

Os coeficientes de cada um dos termos da resposta calculados na etapa 9 do levantamento serão usados no método NBI, como coeficientes da $f_1(\mathbf{x})$, como mostra a figura 5.1. Importante mencionar que todos os coeficientes serão usados, mesmo que a análise do autor tenha indicado que uma parcela se refere a coeficientes de termos não significativos.

	$f_1(\mathbf{x})$
c	0,9071565
A	0,1398557
B	-0,009818
C	0,1767996
A*A	0,0723856
B*B	-0,035448
C*C	0,0582434
A*B	-0,01125
A*C	0,08625
B*C	0,02375

Figure 5.1 - Coeficientes da $f_1(\mathbf{x})$

Fonte: autoria própria (2019)

5. Otimizar individualmente a $f_1(\mathbf{x})$.

A primeira otimização individual é feita com a $f_1(\mathbf{x})$, considerando o sentido de otimização da resposta em questão, maximização ou minimização, como retrata a figura 5.2. Esta otimização é realizada no *software* Excel.

7. Aplicar o método NBI.

Com as otimizações individuais em mãos, o método NBI é aplicado, apresentando-se os valores da $f_1(\mathbf{x})$ e $f_2(\mathbf{x})$ para os diferentes pesos w . Esta aplicação foi realizada com o apoio do *software* Excel, e a diferença entre os pesos foi estabelecida de 5%, conforme a figura 5.4.

Figure 5.4 - Método NBI

Fonte: autoria própria (2019)

w1	f1(x)	f2(x)
0,000	0,904	3,209
0,050	0,881	3,209
0,100	0,858	3,209
0,150	0,834	3,209
0,200	0,811	3,211
0,250	0,791	3,317
0,300	0,775	3,597
0,350	0,762	3,997
0,400	0,751	4,473
0,450	0,742	4,999
0,500	0,734	5,563
0,550	0,726	6,155
0,600	0,719	6,769
0,650	0,712	7,402
0,700	0,706	8,049
0,750	0,700	8,709
0,800	0,695	9,381
0,850	0,689	10,061
0,900	0,684	10,751
0,950	0,679	11,447
1,000	0,675	12,151

8. Construir a fronteira de Pareto.

Os valores da $f_1(\mathbf{x})$ e $f_2(\mathbf{x})$ para os pesos w permitem a construção da fronteira de Pareto. A fronteira tanto desta como das demais respostas escolhidas será apresentada na sequência.

- Para a resposta escolhida 01:

As informações de identificação da primeira resposta escolhida são:

- Artigo: Sha_08;
- Processo: torneamento (*turning*);

- $f_2(\mathbf{x})$: R2 - taxa de remoção de material (*material removal rate*);
- Sentido de otimização da resposta: maximização;
- Fatores: profundidade do corte, taxa de alimentação, velocidade do corte.

A aplicação do método NBI gerou a fronteira de Pareto da figura 5.5.

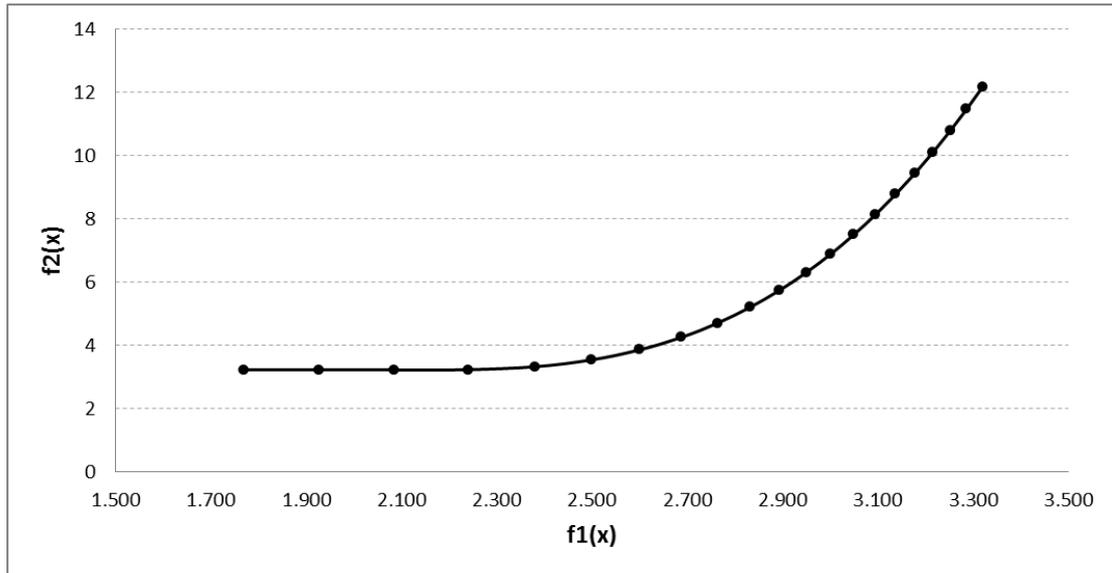


Figure 5.5 - Fronteira de Pareto para a resposta escolhida 01

Fonte: autoria própria (2019)

- Para a resposta escolhida 02:

As informações de identificação da segunda resposta escolhida são:

- Artigo: Sha_08;
- Processo: torneamento (*turning*);
- $f_2(\mathbf{x})$: R3 - energia específica total (*total specific energy*);
- Sentido de otimização da resposta: minimização;
- Fatores: profundidade do corte, taxa de alimentação, velocidade do corte.

A aplicação do método NBI gerou a fronteira de Pareto da figura 5.6.

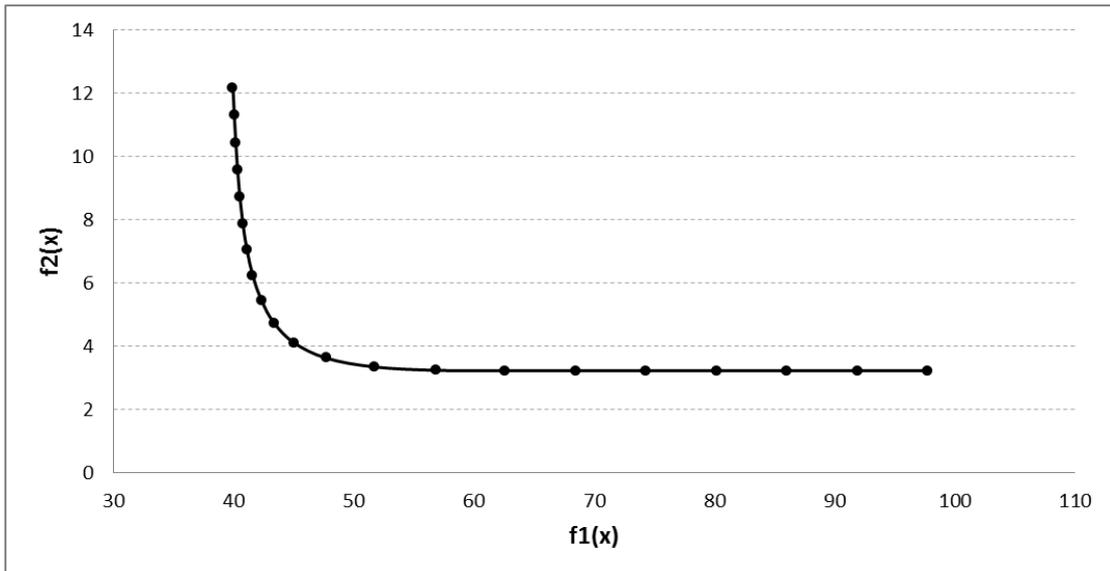


Figure 5.6 - Fronteira de Pareto para a resposta escolhida 02

Fonte: autoria própria (2019)

- Para a resposta escolhida 03:

As informações de identificação da terceira resposta escolhida são:

- Artigo: Sha_08;
- Processo: torneamento (*turning*);
- $f_2(\mathbf{x})$: R4 - rugosidade (*surface roughness*);
- Sentido de otimização da resposta: minimização;
- Fatores: profundidade do corte, taxa de alimentação, velocidade do corte.

A aplicação do método NBI gerou a fronteira de Pareto da figura 5.7.

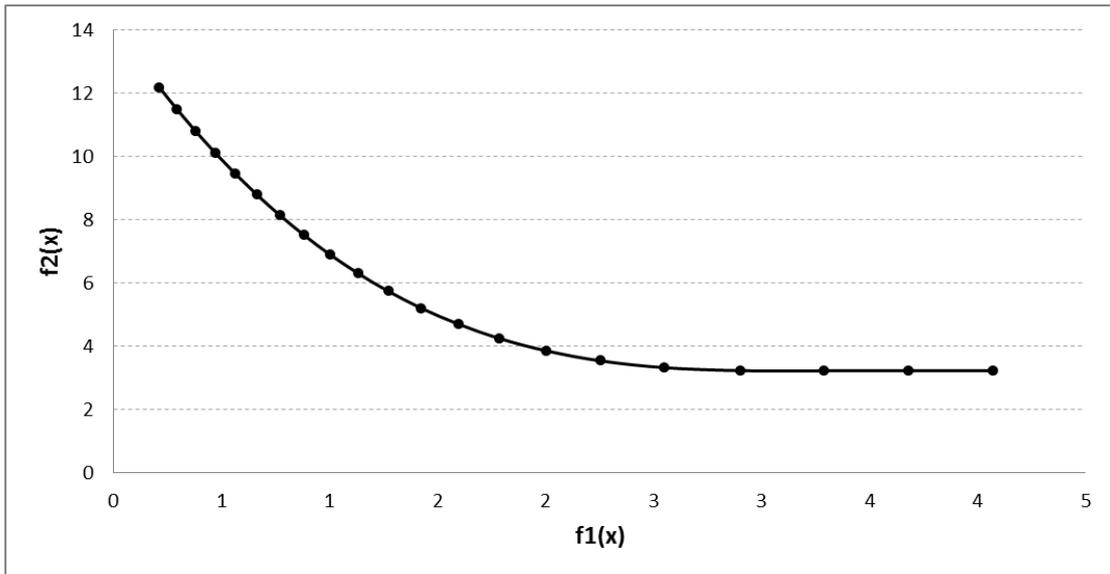


Figure 5.7 - Fronteira de Pareto para a resposta escolhida 03

Fonte: autoria própria (2019)

- Para a resposta escolhida 04:

As informações de identificação da quarta resposta escolhida são:

- Artigo: Sha_18;
- Processo: usinagem de alta velocidade (*high speed machining*);
- $f_2(\mathbf{x})$: R1 - rugosidade (*surface roughness*);
- Sentido de otimização da resposta: minimização;
- Fatores: velocidade do corte, taxa de alimentação, profundidade do corte.

A aplicação do método NBI gerou a fronteira de Pareto da figura 5.8.

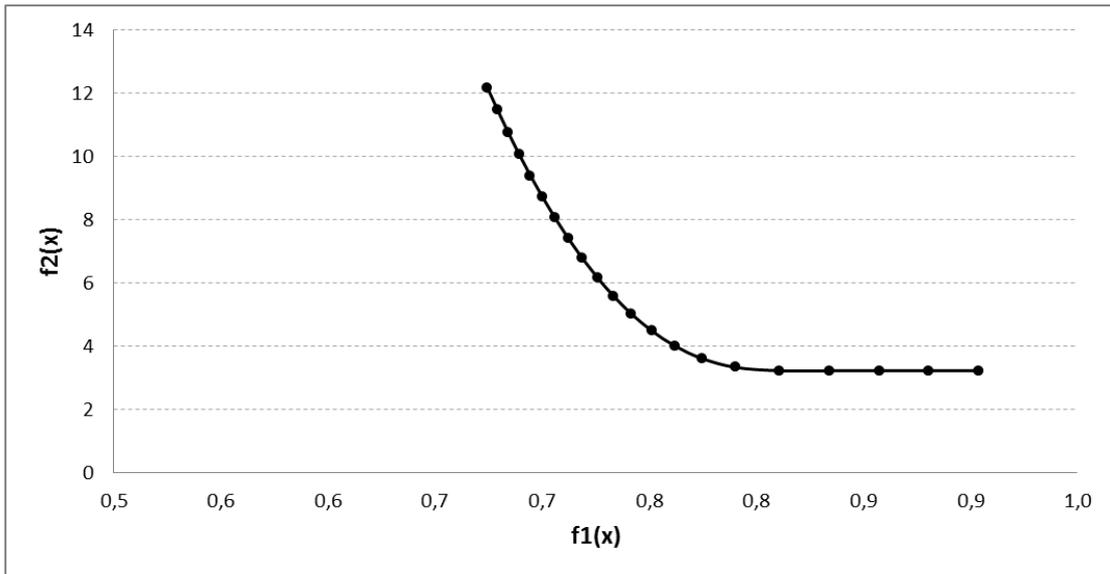


Figure 5.8 - Fronteira de Pareto para a resposta escolhida 04

Fonte: autoria própria (2019)

- Para a resposta escolhida 05:

As informações de identificação da quinta resposta escolhida são:

- Artigo: Mec_02;
- Processo: união de circuito ao vidro (*chip on glass bonding*);
- $f_2(\mathbf{x})$: R1 - resistência de contato (*contact resistance*);
- Sentido de otimização da resposta: minimização;
- Fatores: temperatura da união, pressão da união, tempo da união.

A aplicação do método NBI gerou a fronteira de Pareto da figura 5.9.

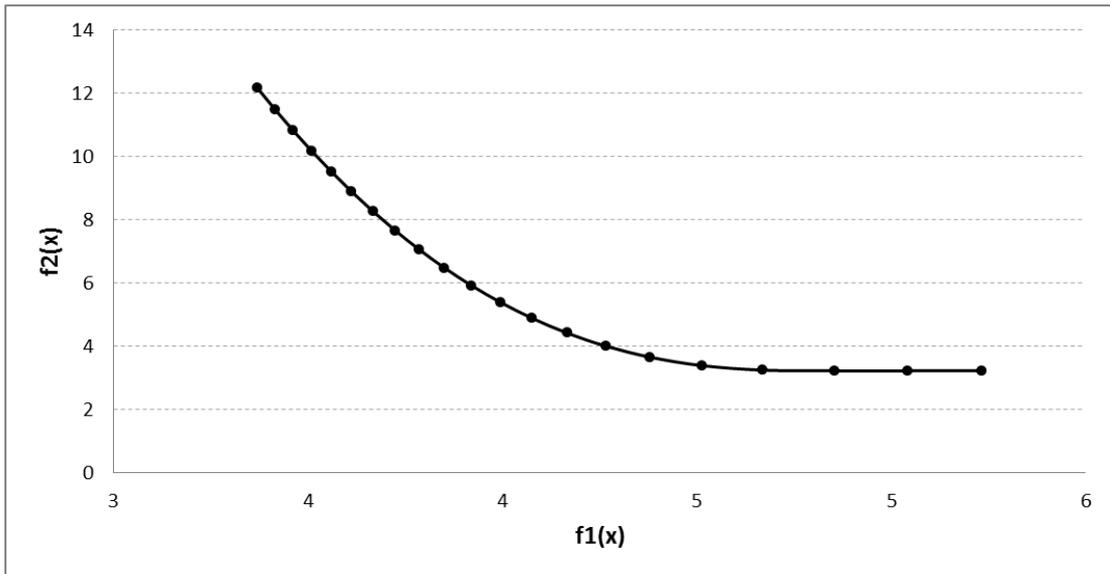


Figure 5.9 - Fronteira de Pareto para a resposta escolhida 05

Fonte: autoria própria (2019)

9. Desenvolver a proposta de balanceamento.

Pelas fronteiras de Pareto apresentadas, é possível observar que, tanto para a resposta com sentido de otimização de maximização (resposta escolhida 1) quanto para as respostas com sentido de otimização de minimização (respostas escolhidas 2, 3, 4 e 5), existe uma parcela da fronteira de Pareto na qual as reduções em variância são proporcionalmente maiores que a perda em valor esperado. Ou seja, é possível que o tomador de decisão assumira perda em valor esperado para obtenção de uma redução (proporcionalmente maior) na variância de previsão.

Uma vez que há desalinhamento entre convexidade e sentido de otimização, a restrição de espaço experimental é ativa, e as soluções indicadas pela RSM são as soluções extremas apresentadas na fronteira de Pareto, local onde se observa essa característica para a relação entre valor esperado e variância de previsão. Como é possível reduzir o valor esperado para ganhos proporcionalmente maiores em variância de previsão, o indicativo é que existem soluções mais apropriadas que a solução na própria restrição de espaço experimental.

Como simulação, as fronteiras de Pareto das respostas escolhidas 1, 2, 3, 4 e 5 foram recriadas, usando-se a equação 3.2 para a restrição de espaço experimental. As figuras 5.10 5.12 5.14 5.16 5.18 mostram a sobreposição das fronteiras, ao passo que as figuras 5.11 5.13 5.15 5.17 5.19 mostram a redução do comprimento das fronteiras.

$$g(\mathbf{x}) = \mathbf{x}^T \mathbf{x} \leq (\rho^2)(1 - \delta) \quad (3.2)$$

Para:

- $(1 - \delta) = 0,9$
- $(1 - \delta) = 0,85$
- $(1 - \delta) = 0,8$

Como comentado, o objetivo deste ajuste é estreitar a restrição de espaço experimento, para que a solução identificada pela RSM possua um nível superior de variância de previsão.

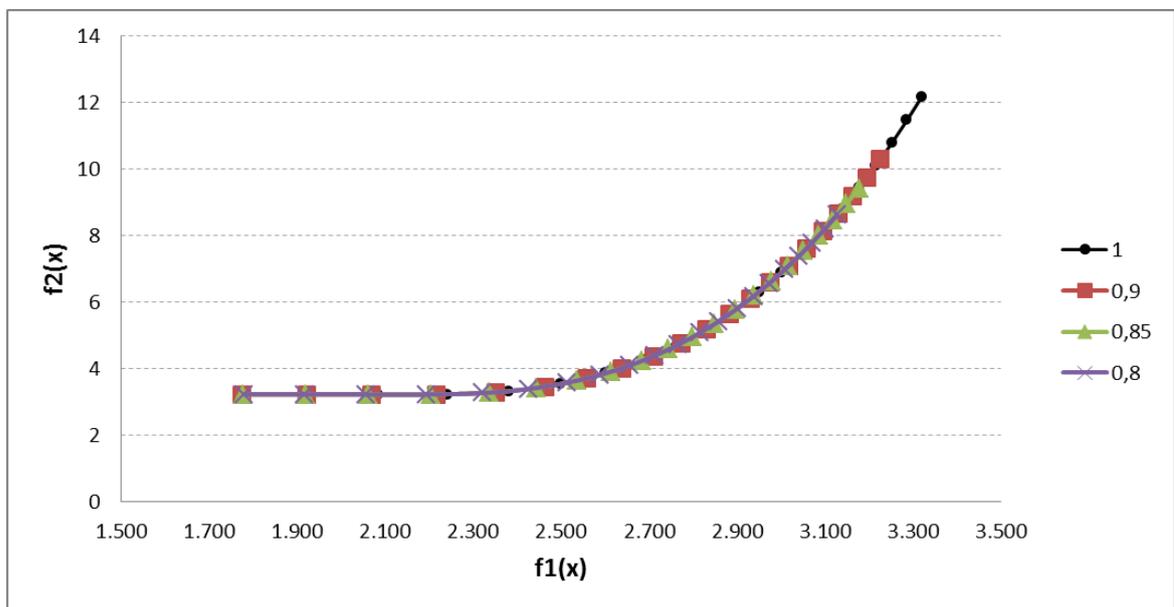


Figure 5.10 - Sobreposição das fronteiras de Pareto da resposta escolhida 1 para diferentes $(1-\delta)$

Fonte: autoria própria (2019)

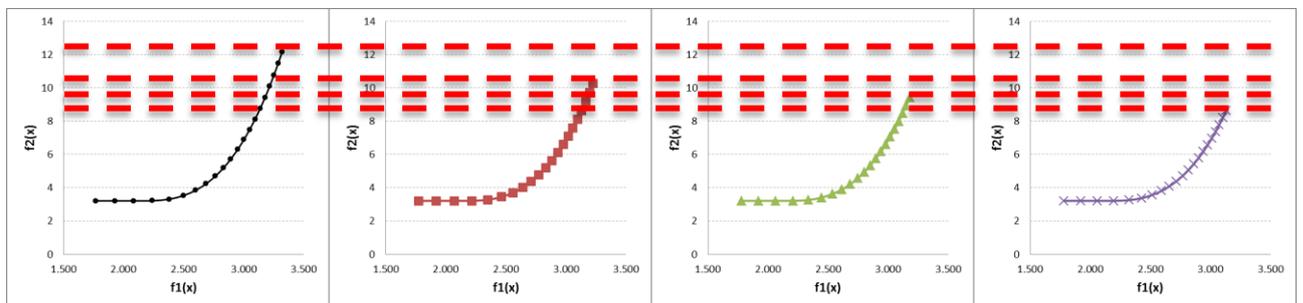


Figure 5.11 - Redução do comprimento das fronteiras de Pareto da resposta escolhida 1 para diferentes $(1-\delta)$

Fonte: autoria própria (2019)

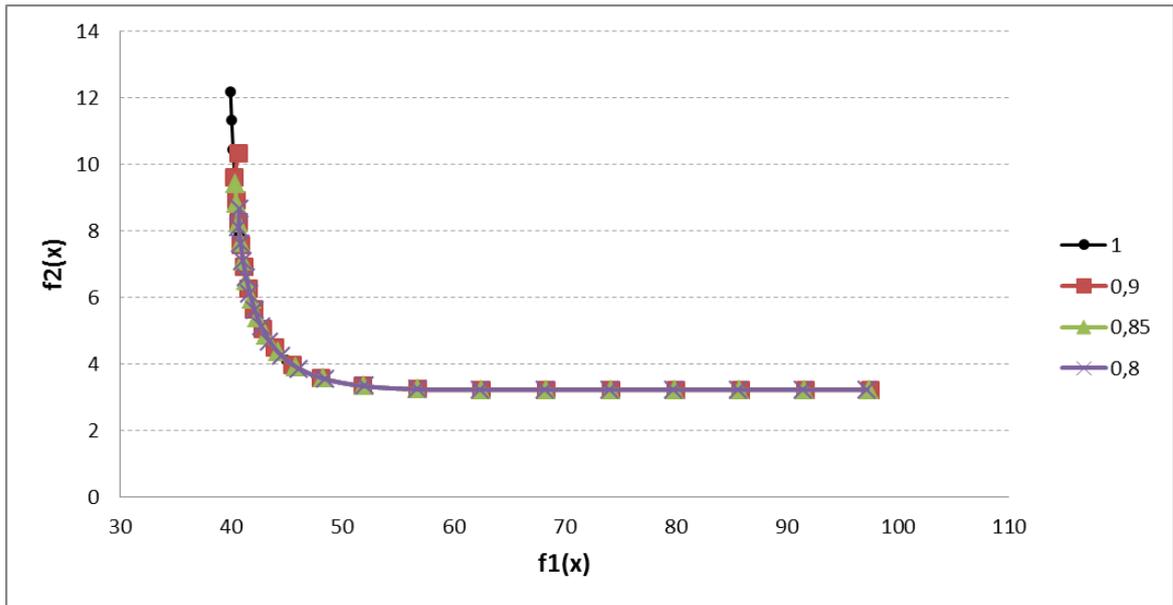


Figure 5.12 - Sobreposição das fronteiras de Pareto da resposta escolhida 2 para diferentes $(1-\delta)$

Fonte: autoria própria (2019)

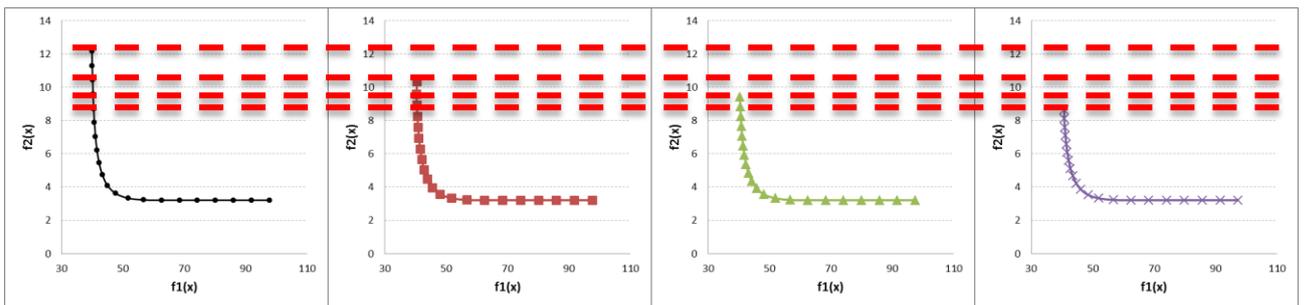


Figure 5.13 - Redução do comprimento das fronteiras de Pareto da resposta escolhida 2 para diferentes $(1-\delta)$

Fonte: autoria própria (2019)

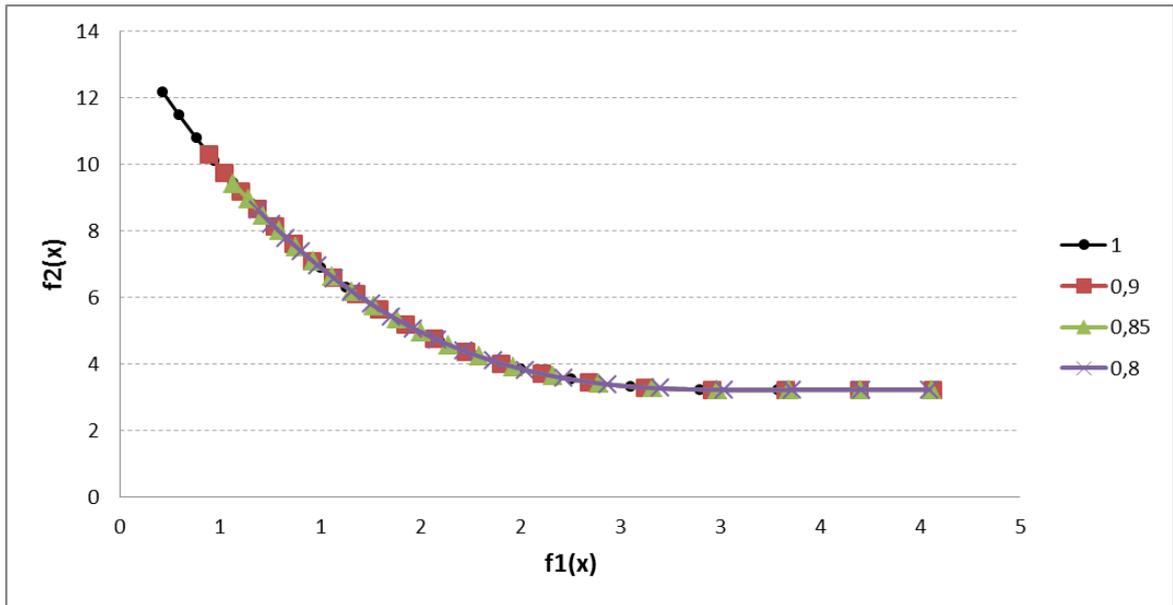


Figure 5.14 - Sobreposição das fronteiras de Pareto da resposta escolhida 3 para diferentes $(1-\delta)$

Fonte: autoria própria (2019)

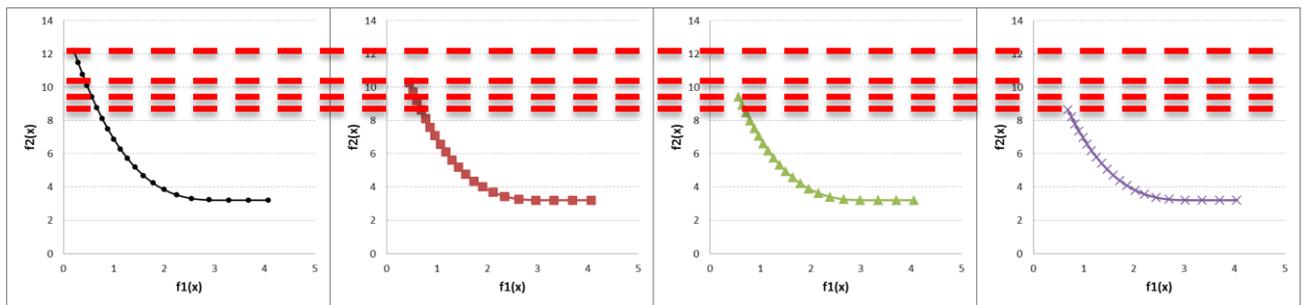


Figure 5.15 - Redução do comprimento das fronteiras de Pareto da resposta escolhida 3 para diferentes $(1-\delta)$

Fonte: autoria própria (2019)

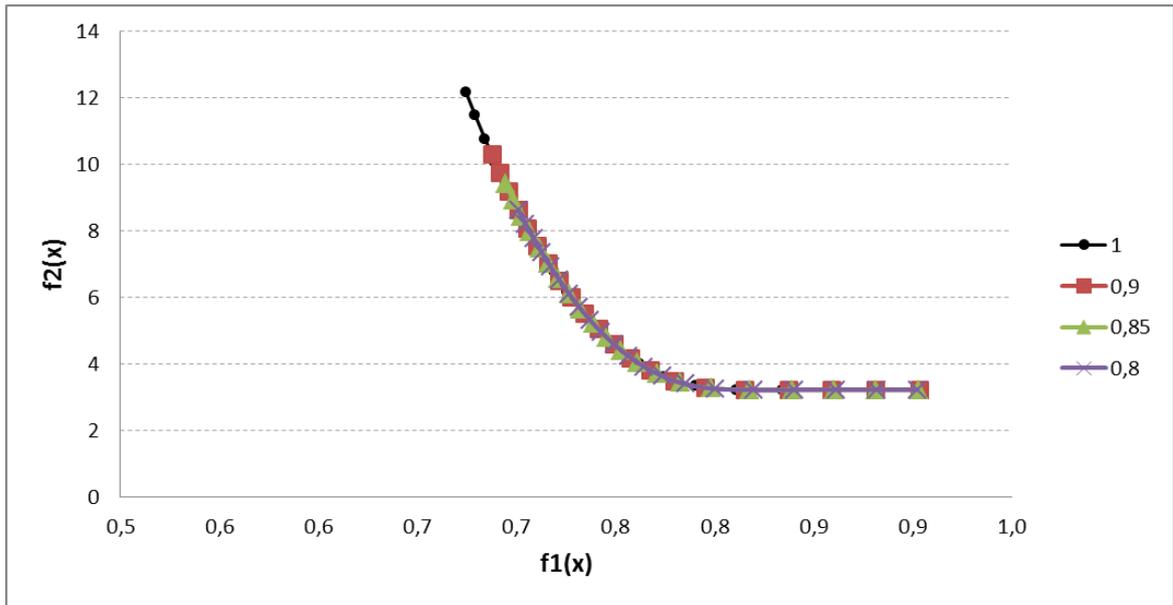


Figure 5.16 - Sobreposição das fronteiras de Pareto da resposta escolhida 4 para diferentes $(1-\delta)$

Fonte: autoria própria (2019)

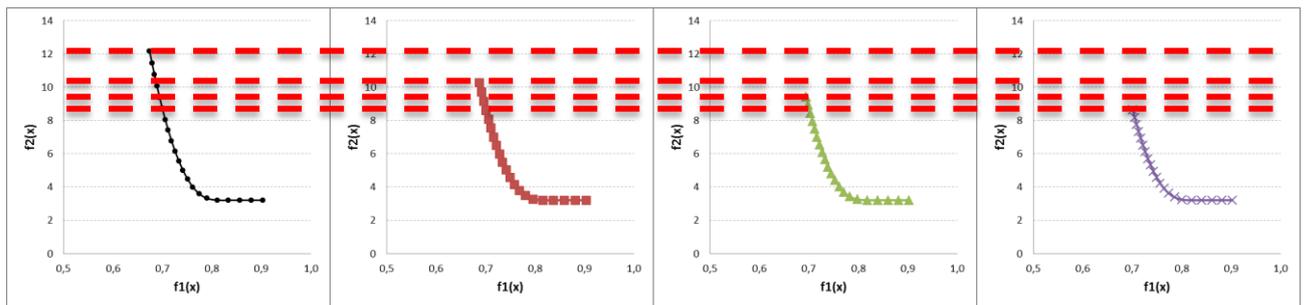


Figure 5.17 - Redução do comprimento das fronteiras de Pareto da resposta escolhida 4 para diferentes $(1-\delta)$

Fonte: autoria própria (2019)

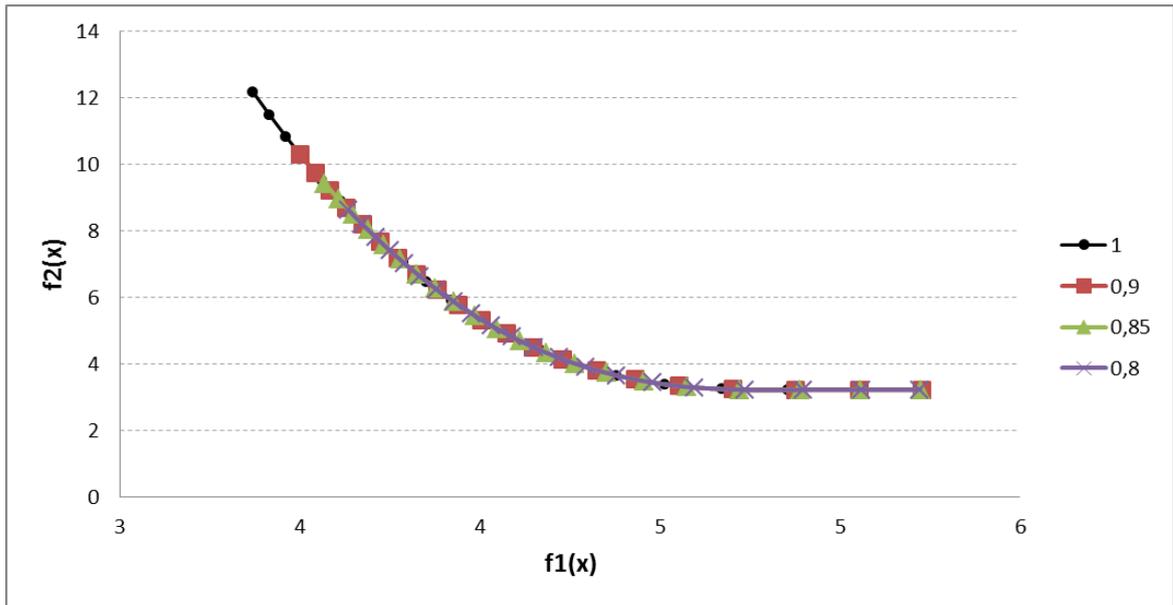


Figure 5.18 - Sobreposição das fronteiras de Pareto da resposta escolhida 5 para diferentes $(1-\delta)$

Fonte: autoria própria (2019)

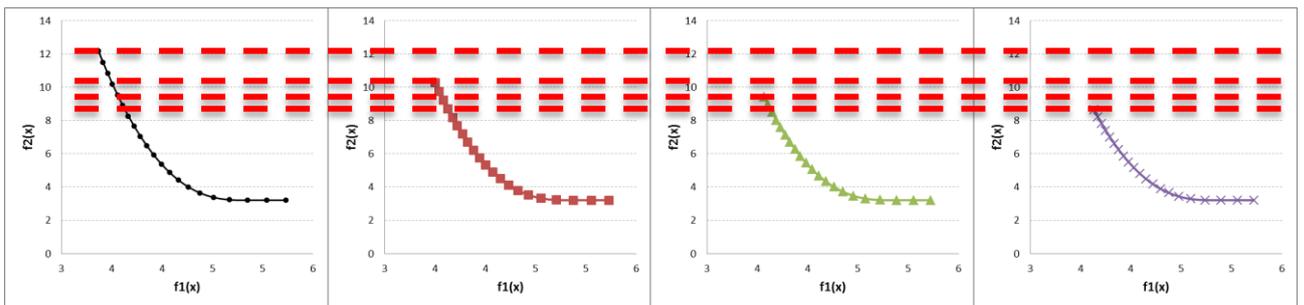


Figure 5.19 - Redução do comprimento das fronteiras de Pareto da resposta escolhida 5 para diferentes $(1-\delta)$

Fonte: autoria própria (2019)

Em termos quantitativos, em média as perdas em valor esperado e reduções em variância de previsão para estas 5 respostas escolhidas estão demonstradas no quadro 5.2.

Quadro 5.2 - Trade off para diferentes $(1-\delta)$

Trade Off	$(1 - \delta)=1$	$(1 - \delta)=0,9$	$(1 - \delta)=0,85$	$(1 - \delta)=0,8$
Perda em valor esperado	-	2,6%	3,5%	4,9%
Redução na variância de previsão	-	15,5%	22,5%	29,2%

Fonte: autoria própria (2019)

Usando-se como premissa que uma perda de até 5% no valor esperado é aceitável, a proposta de balanceamento entre valor esperado e variância de previsão, nos casos em que há o desalinhamento entre convexidade e sentido de otimização, refere-se ao uso da restrição de espaço experimental de $g(\mathbf{x}) = \mathbf{x}^T \mathbf{x} \leq (\rho^2)(0,8)$ na modelagem pela RSM. Esta restrição ajustada gera uma diferença média de 5% no valor esperado e 29% na variância de previsão.

6. CONCLUSÕES

6.1.Considerações Finais

No cenário atual, a manufatura continua sendo um setor com força crítica tanto em economias avançadas quanto em economias em desenvolvimento. As mudanças experimentadas ao longo dos anos pelo setor têm originado consideráveis oportunidades e desafios. Dentre estes desafios, as empresas manufatureiras têm de ser capazes de otimizar o uso dos recursos, sistematicamente reduzindo seus custos e aumentando sua produtividade.

Neste contexto, a metodologia de superfície de resposta tem sido amplamente usada na análise dos fatores críticos de determinada resposta, bem como no entendimento dos níveis dos fatores que otimizam a resposta em questão. As aplicações da metodologia na manufatura são diversas, englobando as indústrias automobilística, química, alimentícia e aeronáutica.

Entretanto, o uso da RSM requer determinadas análises, de forma que a teoria tenha aderência com a prática. Neste sentido, o presente trabalho mapeou e reproduziu 38 artigos publicados (entre os anos de 2013 e 2018) que abordam processos de manufatura e RSM, artigos estes que apresentam 38 processos distintos, de diferentes indústrias da manufatura.

A primeira análise do levantamento indica que as pesquisas publicadas não verificam a convexidade das respostas. Pela amostra, o indicativo é que a maioria das respostas é sela, com o percentual de 82% na amostra. Já a segunda análise do levantamento indica que as pesquisas publicadas não confrontam a convexidade e o sentido de otimização das respostas. Pela amostra, o indicativo é que na maioria não há o alinhamento, com o percentual de 86% na amostra. Por fim, a terceira análise do levantamento indica que as pesquisas publicadas não utilizam a restrição de espaço experimental na modelagem.

Estas três análises agregadas indicam a presença do problema de pesquisa, o desalinhamento entre a convexidade e o sentido de otimização, problema este agravado pelas constatações da primeira e terceira análises. Como consequência, a solução do problema de otimização será um ponto distante do centro do arranjo, que possui alta variância a baixa previsibilidade.

Com o intuito de ponderar valor esperado e variância de previsão, o método NBI é usado, construindo-se assim as fronteiras de Pareto com as soluções viáveis para 5 respostas. As fronteiras de Pareto atestam a presença de soluções com pequenas reduções no valor esperado em comparação com reduções significativas na variância de previsão.

Sendo assim, a proposta de balanceamento entre valor esperado e variância de previsão refere-se ao estreitamento da restrição de espaço experimental para $g(\mathbf{x}) = \mathbf{x}^T \mathbf{x} \leq (\rho^2)(0,8)$. Desta forma, a solução do problema de otimização perde em média 5% de valor esperado, para uma redução em média de 29% na variância de previsão.

Além das análises diretamente relacionadas ao problema de pesquisa, o levantamento mostra a existência de uma relação entre modelos reduzidos e convexidade sela, já que a retirada de termos do modelo quadrático completo deforma as funções originais, criando as funções sela. Dentro das respostas analisadas, 83% dos modelos reduzidos possuem convexidade sela.

Adicionalmente, o levantamento retrata a supressão de certos passos necessários para a correta construção de um modelo com base na metodologia de superfície de resposta. Como consequência direta, em 29% dos casos a região não possui curvatura, em 37% dos casos o autor não realizou a análise de significância dos coeficientes de cada termo, em 53% dos casos o autor não realizou o experimento de confirmação. Estes percentuais são um indicativo de que a prática da RSM é numerosa, muito embora o corpo teórico não esteja completamente traduzido nas aplicações práticas na área da manufatura.

Em aspectos gerais, o presente trabalho propicia a visualização de que os mais diferentes processos das mais diferentes áreas da manufatura tem sido alvo de pesquisas com a RSM, com destaque especial para os processos chamados de *machining* e para o torneamento.

Portanto, o presente trabalho analisa o problema de pesquisa de desalinhamento entre convexidade e sentido de otimização, com a consequente proposta de balanceamento. As etapas percorridas permitem uma discussão prática dos aspectos teóricos ressaltados da RSM, com o intuito de se obter soluções realistas e alcançáveis para as empresas manufatureiras.

6.2. Contribuições do Trabalho

Com base nas análises e conclusões dos capítulos 4 e 5, o presente trabalho contribui tanto com a teoria quanto com a prática, ao apresentar que:

- É possível encontrar artigos, que usam a RSM, dos mais diferentes processos de manufatura;
- É possível encontrar artigos, que usam a RSM, que possuem como objeto de estudo as mais diferentes áreas da manufatura;
- A maioria das respostas modeladas pela RSM possui convexidade sela, de forma que a restrição de espaço experimental seja ativa;
- A maioria das respostas modeladas pela RSM não está alinhada com o sentido de otimização, levando a restrição de espaço experimental a ser ativa;
- A maioria das pesquisas publicadas não utiliza a restrição de espaço experimental;
- A maioria dos modelos reduzidos possui convexidade sela;
- O estreitamento da restrição de espaço experimental diminui o nível de variância de previsão com uma proporcionalmente menor perda de valor esperado.

6.3. Sugestões para Trabalhos Futuros

Por fim, as análises e conclusões do presente trabalho podem ser enriquecidas em trabalhos futuros, ao contemplar enfoques distintos de determinados aspectos, como:

- Realizar o levantamento em outros setores além da manufatura;
- Realizar o levantamento dos processos mais estudados em manufatura e desenhar comparações entre os diferentes processos;
- Reanalisar a proposta de balanceamento para outras quantidades de fatores;
- Reanalisar a proposta de balanceamento para outros valores de *alpha* e outras quantidades de pontos centrais.

7. REFERÊNCIAS

- AGHAKHANI, M.; NADERIAN, P. Modeling and optimization of dilution in SAW in the presence of Cr₂O₃ nano-particles. **International Journal of Advanced Manufacturing Technology**, v. 78, p. 1665-1676, 2015. (*Per_04*)
- AJITH, P. M.; HUSAIN, T. M. A.; SATHIYA, P.; ARAVINDAN, S. Multi-objective Optimization of Continuous Drive Friction Welding Process Parameters Using Response Surface Methodology with Intelligent Optimization Algorithm. **International Journal of Iron and Steel Research**, v. 22, p. 954-960, 2015. (*Per_01*)
- ALI, M. S.; JAHANZAIB, M.; WASIM, A.; HUSSAIN, S.; ANJUM, N. A. Evaluating the effects of as-casted and aged overcasting of Al-Al joints. **International Journal of Advanced Manufacturing Technology**, v. 96, p. 1377-1392, 2018. (*Sha_01*)
- ANDERSON, M. J.; WHITCOMB, P. J. **RSM Simplified: Optimizing Processes Using Response Surface Methods for Design of Experiments**. 1 ed. Nova York: Productivity Press, 2004.
- ANTONY, J. **Design of Experiments for Engineers and Scientists**. 2 ed. Londres: Elsevier, 2014.
- ARIAEE, S.; TUTUNCHI, A.; KIANVASH, A.; ENTEZAMI, A. A. Modeling and optimization of mechanical behavior of bonded composite–steel single lap joints by response surface methodology. **International Journal of Adhesion & Adhesives**, v. 54, p. 30-39, 2014. (*Per_03*)
- ARROYO, J. E. C. **Heurísticas e Metaheurísticas para Multiobjetivo**. [s.l.] Universidade Estadual de Campinas, 2002.
- AZIZ, M. S. A.; ABDULLAH, M. Z.; KHOR, C. Y.; AZID, I. A. Optimization of pin through hole connector in termal fluid–structure interaction analysis of wave soldering process using response surface methodology. **Simulation Modelling Practice and Theory**, v. 57, p. 45-57, 2015. (*Per_02*)
- BORGES, C.; ROLLIM, F. **Gerenciamento de Projetos Aplicado: conceitos e guia prático**. 1 ed. Rio de Janeiro: Brasport Livros e Multimídia, 2016.
- BOX, G. E. P.; DRAPER, N. R. **Empirical Model-Building and Response Surfaces**. 1 ed. Nova York: JohnWiley & Sons, 1987.
- BRITO, T. G. **Método da interseção normal à fronteira para otimização bi-objetivo do fresamento de topo do aço ABNT 1045**. Tese (Doutorado em Engenharia de Produção) - Universidade Federal de Itajubá, Itajubá, 2015.
- BRITO, T. G. **Otimização do fresamento de topo do aço ABNT 1045 utilizando projeto de parâmetro robusto**. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Produção) - Universidade Federal de Itajubá, Itajubá, 2012.

CAMPOSECO-NEGRETE, C. Optimization of cutting parameters using Response Surface Method for minimizing energy consumption and maximizing cutting quality in turning of AISI 6061 T6 aluminum. **Journal of Cleaner Production**, v. 91, p. 109-117, 2015. (Sha_08)

CARVALHO, L. A.; PAIVA, A. P.; LEME, R. C.; COSTA, S. C.; AGUIAR, T. C. S. Optimization methodology of alternating current P-GMAW process by voltage-current signal analysis. **International Journal of Advanced Manufacturing Technology**, v. 86, p. 565-580, 2016.

CHOMPU-INWAI, R.; JAIMJIT, B.; PREMSURIYANUNT, P. A combination of Material Flow Cost Accounting and design of experiments techniques in an SME: the case of a wood products manufacturing company in northern Thailand. **Journal of Cleaner Production**, v. 108, p. 1352-1364, 2015.

DAS, I.; DENNIS, J. An Alternate Method for Generating Pareto Optimal Points in Multicriteria Optimization. **Nasa Contractor Report 201616 (ICASE)**, v. 96, p. 1-35, 1996.

DELOITTE. **Exponential technologies in manufacturing**. Disponível em: <<https://www2.deloitte.com/us/en/pages/manufacturing/articles/advanced-manufacturing-technologies-report.html>>. Acesso em: 04 out. 2018.

ESKANDARLOO, H.; BADIEI, A.; BEHNAJADY, M. A.; AFSHAR, M. Enhanced photocatalytic removal of phenazopyridine by using silver-impregnated SiO₂-TiO₂ nanoparticles: optimization of synthesis variables. **Research on Chemical Intermediates**, v. 41, p. 9929-9949, 2015. (Sha_15)

FRONTINI, G.F.; KENNEDY, S. L. **Manufacturing in Real-Time: A Guide for Managers and Engineers in an Age of Smart Machines**. 1 ed. Burlington: Butterworth-Heinemann, 2003.

GANESAN, T.; VASANT, P.; ELAMVAZUTHI, I. Normal-boundary intersection based parametric multi-objective optimization of green sand mould system. **Journal of Manufacturing Systems**, v. 32, p. 197-205, 2013.

GHANE-KANAFI, A.; KHORRAM, E. A new scalarization method for finding the efficient frontier in non-convex multi-objective problems. **Applied Mathematical Modelling**, v. 39, p. 7483-7498, 2015.

GOMES, J. H. F. **Análise e otimização da soldagem de revestimento de chapas de aço carbono utilizando arame tubular inoxidável austenítico**. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Produção) - Universidade Federal de Itajubá, Itajubá, 2010.

GROOVER, M. P. **Fundamentals of Modern Manufacturing: Materials, Processes, and Systems**. 4 ed. Nova Jersey: Wiley, 2010.

GUAN, Y.; BAI, X.; LIU, M.; SONG, L.; ZHAO, G. Preform design in forging process of complex parts by using quasi-equipotential field and response surface methods. **International Journal of Advanced Manufacturing Technology**, v. 79, p. 21-29, 2015. (Sha_05)

GUO, W.; HUA, L.; MAO, H. Minimization of sink mark depth in injection-molded thermoplastic through design of experiments and genetic algorithm. **International Journal of Advanced Manufacturing Technology**, v. 72, p. 365-375, 2014. (*Sha_04*)

HABIB, S. Optimization of machining parameters and wire vibration in wire electrical discharge machining process. **Mechanics of Advanced Materials and Modern Processes**, v. 3, p. 1-9, 2017. (*Sha_20*)

HASHMI, K. H.; ZAKRIA, G.; RAZA, M. B.; KHALIL, S. Optimization of process parameters for high speed machining of Ti-6Al-4V using response surface methodology. **International Journal of Advanced Manufacturing Technology**, v. 85, p. 1847-1856, 2016. (*Sha_18*)

HASRAN, U. A.; KAMARUDIN, S. K.; DAUD, W. R. W.; MAJLIS, B. Y.; MOHAMAD, A. B.; KADHUM, A. A. H.; AHMAD, M. M. Optimization of hot pressing parameters in membrane electrode assembly fabrication by response surface method. **International Journal of Hydrogen Energy**, v. 38, p. 9484-9493, 2013.

HEJRI, A.; KHOSRAVI, A.; GHARANJIG, K.; HEJAZI, M. Optimisation of the formulation of b-carotene loaded nanostructured lipid carriers prepared by solvent diffusion method. **Food Chemistry**, v. 141, p. 117-123, 2013. (*Sur_01*)

HOSSEINZADEH, M.; MOUZIRAJI, M. G. An analysis of tube drawing process used to produce squared sections from round tubes through FE simulation and response surface methodology. **International Journal of Advanced Manufacturing Technology**, v. 87, p. 2179-2194, 2016. (*Sha_14*)

HUANG, X.; LIANG, F.; DU, Y. Optimization of the Process Parameters for the Synthesis of LiFe_{1-x-y}Mg_xTi_yPO₄/C Cathode Material Using Response Surface Methodology. **NANO: Brief Reports and Reviews**, v. 11, p. 1650122-1-1650122-12, 2016. (*Sur_04*)

JAMAL, M.; MORGAN², M. N.; PEAVOY, D. A digital process optimization, process design and process informatics system for high-energy abrasive mass finishing. **Journal of Advanced Manufacturing Technology**, v. 92, p. 303-319, 2017. (*Sur_03*)

JAROSOVÁ, E.; KUREKOVÁ, E. Determination of Optimal Technological Parameters of a Compaction Process: Case Study. **Measurement Science Review**, v. 13, p. 12-19, 2013. (*Sha_09*)

JEONG, Y. H.; JUNG, S.; JIN, S.; KIM, K.; YUN, W. Optimization and reliability evaluation of COG bonding process. **Journal of Mechanical Science and Technology**, v. 30, p. 1305-1313, 2016. (*Mec_02*)

JOHN, B. A dual response surface optimization methodology for achieving uniform coating thickness in powder coating process. **International Journal of Industrial Engineering Computations**, v. 6, p. 469-480, 2015. (*Sur_07*)

KARTHIKEYAN, S.; BALASUBRAMANIAN, V.; RAJENDRAN, R. Developing empirical relationships to estimate porosity and microhardness of plasma-sprayed YSZ coatings. **Ceramics International**, v. 40, p. 3171-3183, 2014. (*Sur_08*)

KHAJELAKZAY, M.; BAKHSHI, S. R. Optimization of spark plasma sintering parameters of Si₃N₄-SiC composite using response surface methodology (RSM). **Ceramics International**, v. 43, p. 6815-6821, 2017. (*Pro_02*)

KUMAR, K. R.; SREEBALAJI, V. S. Modeling and Analysis on the Influence of Reinforcement Particle Size During EDM of Aluminum (Al/3.25Cu/8.5Si)/Fly Ash Composites. **Journal of Advanced Manufacturing Systems**, v. 15, p. 189-207, 2016. (*Sha_10*)

LIMA, C. N. **Uma Introdução aos Fatoriais Fracionários**. 1 ed. Jundiaí: Paco Editorial, 2016.

LOPES, L. G. D. *et al.* Robust parameter optimization based on multivariate normal boundary intersection. **Computers & Industrial Engineering**, v. 93, p. 55-66, 2016.

LOPES, L. G. D. **Fronteiras equiespaçadas de pareto para funções objetivo correlacionadas**. [s.l.] Universidade Federal de Itajubá, 2015.

MAJI, K.; PRATIHAR, D. K.; NATH, A. K. Experimental investigations and statistical analysis of pulsed laser bending of AISI 304 stainless steel sheet. **Optics & Laser Technology**, v. 49, p. 18-27, 2013. (*Sha_16*)

MARLER, R. T.; ARORA, J. S. Survey of multi-objective optimization methods for engineering. **Review article Struct Multidisc Optim**, v. 395, p. 369-395, 2004.

MCKINSEY. **Why manufacturing matters**. Disponível em: <<http://email.mckinsey.com/T/v400000167279517b98763566e965fc958/b2a26e0eddad4f90000021ef3a0bcd3/b2a26e0e-ddad-4f90-9f24-21a9a86d0da5>>. Acesso em: 14 jan. 2019.

MONTGOMERY, D. C. **Design and Analysis of Experiments**. 8 ed. Trento: John Wiley & Sons, 2012.

MONTGOMERY, D. C.; RUNGER, G. C. **Estatística Aplicada e Probabilidade para Engenheiros**. 6 ed. Rio de Janeiro: LTC, 2016.

MOSTAAN, H.; SHAMANIAN, M.; SAFARI, M. Process analysis and optimization for fracture stress of electron beam welded ultra-thin FeCo-V foils. **International Journal of Advanced Manufacturing Technology**, v. 87, p. 1045-1056, 2016. (*Per_05*)

MÜLLER, E.; POLLER, R.; HOPF, H.; KRONES, M. Enabling Energy Management for Planning Energy-Efficient Factories. **Procedia**, v. 7, p. 622-627, 2013.

MURRAY, G.; WHITE, C. V.; WEISE, W. **Introduction to Engineering Materials**. 2 ed. Nova York: CRC Press, 2007.

MYERS, R. H.; MONTGOMERY, D. C.; ANDERSON-COOK, C. M. **Response Surface Methodology: Process and Product Optimization Using Designed Experiments**. 3 ed. Nova Jersey: John Wiley & Sons, 2009.

NAM, J. S.; KIM, D. H.; CHUNG, C.; LEE, S. W. Optimization of environmentally benign micro-drilling process with nanofluid minimum quantity lubrication using response surface methodology and genetic algorithm. **Journal of Cleaner Production**, v. 102, p. 428-436, 2015. (*Sha_12*)

NAVES, F. L.; PAULA, T. I.; BALESTRASSI, P. P.; BRAGA, W. L. M.; SAWHNEY, R. S.; PAIVA, A. P. Multivariate Normal Boundary Intersection based on rotated factor scores: A multiobjective optimization method for methyl orange treatment. **Journal of Cleaner Production**, n. 143, p. 413-439, 2017.

OKOSHI, C. Y.; LIMA, E. P.; COSTA, S. E. G. Performance cause and effect studies: Analyzing high performance manufacturing companies. **International Journal of Production Economics**, In Press, 2019.

OKUR, O.; KARADAG, C. I.; SAN, F. G. B.; OKUMUS, E.; BEHMENYAR, G. **Optimization of parameters for hot-pressing manufacture of membrane electrode assembly for PEM (polymer electrolyte membrane fuel cells) fuel cell**. *Energy*, v. 57, p. 574-580, 2013. (*Sha_03*)

OLIVEIRA, L. G. **Fundamentos da metodologia de superfície de resposta e suas aplicações em manufatura avançada: uma análise crítica**. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Produção) - Universidade Federal de Itajubá, Itajubá, 2018.

ONG, P.; CHIN, D. D. V. S.; HO, C. S.; NG, C. H. Modeling and optimization of cold extrusion process by using response surface methodology and metaheuristic approaches. **Neural Computing and Applications**, v. 29, p. 1077-1087, 2018. (*Sha_06*)

PEREIRA, R. B. D.; HINCAPIE, C. A. A.; CAMPOS, P. H. S.; PAIVA, A. P.; FERREIRA, J. R. Multivariate global index and multivariate mean square error optimization of AISI 1045 end milling. **International Journal of Advanced Manufacturing Technology**, v. 87, p. 3195-3209, 2016. (*Sha_07*)

POROCH-SERITAN, M.; CRETESCU, I.; COJOCARU, C.; AMARIEI, S.; SUCIU, C. Experimental design for modelling and multi-response optimization of Fe-Ni electroplating process. **Chemical Engineering Research and Design**, v. 96, p. 138-149, 2015. (*Sur_05*)

REUTERS. **World Bank says trade, manufacturing to boost 2017 global growth**. Disponível em: <<https://www.reuters.com/article/us-worldbank-growth/world-bank-says-trade-manufacturing-to-boost-2017-global-growth-idUSKBN18V12I>>. Acesso em: 04 out. 2018.

ROCHA, L. C. S.; PAIVA, A. P.; PAIVA, E. J.; BALESTRASSI, P. P. Comparing DEA and principal component analysis in the multiobjective optimization of P-GMAW process. **Journal of the Brazilian Society of Mechanical Sciences and Engineering**, v. 38, p. 2513-2526, 2016.

SAN, F. G. B.; OKUR, O. The effect of compression molding parameters on the electrical and physical properties of polymer composite bipolar plates. **International Journal of Hydrogen Energy**, v. 42, p. 23054-23069, 2017. (*Sha_02*)

SEKARAN, U.; BOUGIE, R. **Research Methods for Business: A Skill-Building Approach**. 7 ed. Trento: John Wiley & Sons, 2016.

SENTHILKUMAR, B.; KANNAN, T. Effect of flux cored arc welding process parameters on bead geometry in super duplex stainless steel claddings. **Measurement**, v. 62, p. 127-136, 2015. (*Per_06*)

SHARMA, A. K.; VENKATESH, G.; RAJESHA, S.; KUMAR, P. Experimental investigations into ultrasonic-assisted abrasive flow machining (UAAFMM) process. **Journal of Advanced Manufacturing Technology**, v. 80, p. 477-493, 2015. (*Sha_19*)

SINGARI, R. M.; VIPIN; HARSHIT. Optimization of Process Parameters in Turning Operation Using Response Surface Methodology: A Review. **International Journal of Emerging Technology and Advanced Engineering**, v. 4, p. 351-360, 2014.

SINGH, R. **Introduction to Basic Manufacturing Process and Workshop Technology**. 1 ed. Nova Delhi: New Age International, 2006.

SMITH, W.F.; HASHEMI, J. **Fundamentos de Engenharia e Ciência dos Materiais**. 5 ed. Porto Alegre: Mc Graw Hill / Bookman, 2015.

SWIFT, K. G.; BOOKER, J. D. **Manufacturing Process Selection Handbook**. 1 ed. Waltham: Butterworth-Heinemann, 2013.

THOMA, J.; BOUAMAMA, B. O. **Modelling and Simulation in Thermal and Chemical Engineering: A Bond Graph Approach**. 2.000 ed. Nova York: Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 2013.

TURRIONI, J. B.; MELLO, C. H. P. **Metodologia de Pesquisa em Engenharia de Produção**. Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção da Universidade Federal de Itajubá - UNIFEI, 2012.

URDHWARESHE, H. **Six Sigma for Business Excellence: Approach, Tools and Applications**. 1 ed. Nova Delhi: Pearson Education, 2011.

VENKATESAN, K.; RAMANUJAM, R.; KUPPAN, P. Parametric modeling and optimization of laser scanning parameters during laser assisted machining of Inconel 718. **Optics & Laser Technology**, v. 78, p. 10-18, 2016. (*Pro_01*)

WANG, C.; WEI, A.; WU, H.; HU, F.; CHEN, W.; LIANG, H.; LI, G. Application of response surface methodology to the chemical cleaning process of ultrafiltration membrane. **Chinese Journal of Chemical Engineering**, v. 24, p. 651-657, 2016. (*Sur_02*)

WERKEMA, C. **Métodos Pdca e Dmaic e Suas Ferramentas Analíticas**. 1 ed. Rio de Janeiro: Elsevier, 2013.

XINGLIN, Z.; DONG, L.; YANHUI, Y.; YANG, H.; YONG, Z. Optimization on cooperative feed strategy for radial-axial ring rolling process of Inco718 alloy by RSM and FEM. **Chinese Journal of Aeronautics**, v. 29, p. 831-842, 2016. (*Sha_13*)

XU, E.; PAN, X.; WU, Z.; LONG, J.; LI, J.; XU, X.; JIN, Z.; JIAO, A. Response surface methodology for evaluation and optimization of process parameter and antioxidant capacity of rice flour modified by enzymatic extrusion. **Food Chemistry**, v. 212, p. 146-154, 2016. (Sha_17)

YOUSEFI, A. T.; TANAKA, H.; BAGHERI, S.; ELFGHI, F.; MAHMOOD, M. R.; IKEDA, S. Vectorial Crystal Growth of Oriented Vertically Aligned Carbon Nanotubes Using Statistical Analysis. **Crystal Growth & Design**, v. 15, p. 3457-3463, 2015. (Sur_06)

YOUSUFF, C. F.; DANISH, M.; HO, E. T. W.; BASHA, I. H. K.; HAMID, N. H. B. Study on the Optimum Cutting Parameters of an Aluminum Mold for Effective Bonding Strength of a PDMS Microfluidic Device. **Micromachines**, v. 8, p. 258-272, 2017. (Mec_01)

ZHAO, T.; SHI, Y.; LIN, X.; DUAN, J.; SUN, P.; ZHANG, J. Surface roughness prediction and parameters optimization in grinding and polishing process for IBR of aero-engine. **International Journal of Advanced Manufacturing Technology**, v. 74, p. 653-663, 2014. (Sha_11)