

UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA MARIA
CENTRO DE TECNOLOGIA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA DE PRODUÇÃO

Murilo Sagrillo Pereira

**PROPOSTA DE OTIMIZAÇÃO DO PROCESSO DE OBTENÇÃO DE
FUROS DE PEQUENAS DIMENSÕES EM LIGA DE TITÂNIO
Ti-6Al-4V**

Santa Maria, RS
2017

Murilo Sagrillo Pereira

**PROPOSTA DE OTIMIZAÇÃO DO PROCESSO DE OBTENÇÃO DE FUIROS DE
PEQUENAS DIMENSÕES EM LIGA DE TITÂNIO Ti-6Al-4V**

Dissertação apresentada ao Curso de Pós-Graduação em Engenharia de Produção, área de concentração em Gestão Integrada, da Universidade Federal de Santa Maria (UFSM, RS), como requisito parcial para obtenção do título de **Mestre em Engenharia de Produção**.

Orientadora: Prof. ^a Dr. ^a Leoni Pentiado Godoy

Santa Maria, RS
2017

Ficha catalográfica elaborada através do Programa de Geração Automática da Biblioteca Central da UFSM, com os dados fornecidos pelo(a) autor(a).

Pereira, Murilo Sagrillo
PROPOSTA DE OTIMIZAÇÃO DO PROCESSO DE OBTENÇÃO DE
FUROS DE PEQUENAS DIMENSÕES EM LIGA DE TITÂNIO Ti-6Al-4V
/ Murilo Sagrillo Pereira.- 2017.
80 p.; 30 cm

Orientadora: Leoni Pentiado Godoy
Dissertação (mestrado) - Universidade Federal de Santa
Maria, Centro de Tecnologia, Programa de Pós-Graduação em
Engenharia de Produção, RS, 2017

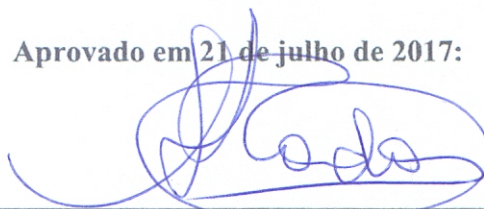
1. Qualidade 2. Processo de Furação 3. Otimização
Multiobjectivo I. Godoy, Leoni Pentiado II. Título.

Murilo Sagrillo Pereira

**PROPOSTA DE OTIMIZAÇÃO DO PROCESSO DE OBTENÇÃO DE FUROS DE
PEQUENAS DIMENSÕES EM LIGA DE TITÂNIO Ti-6Al-4V**

Dissertação apresentada ao Curso de Pós-Graduação em Engenharia de Produção, área de concentração em Gestão Integrada, da Universidade Federal de Santa Maria (UFSM, RS), como requisito parcial para obtenção do título de **Mestre em Engenharia de Produção**.

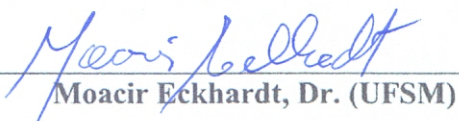
Aprovado em 21 de julho de 2017:



Leoni Pentiado Godoy, Dr.ª (UFSM)
(Presidente/Orientador)



Antônio Vanderlei dos Santos, Dr. (URI) - Parecer



Moacir Eckhardt, Dr. (UFSM)



Angela Pellegrin Ansuji, Dr.ª (UFSM)

Santa Maria, RS
2017

DEDICATÓRIA

Dedico este trabalho a meus pais Valter Freitas Pereira e Vera Regina Sagrillo Pereira e a minha irmã Marina Sagrillo Pereira. Amo vocês!

AGRADECIMENTOS

Muitas pessoas foram essenciais para a finalização desta etapa: o mestrado. Assim, agradeço a todos que de alguma forma contribuíram para conclusão deste trabalho. Em especial, agradeço:

-A Deus, por me permitir uma vida tão feliz, cheia de oportunidades, me proporcionando ir em busca de meus objetivos ao lado de pessoas tão especiais;

-Agradeço aos meus pais, Valter Freitas Pereira e Vera Regina Sagrillo Pereira e a minha irmã Marina Sagrillo Pereira, por todo amor, compreensão, paciência, incentivo, apoio e suporte nesta e em todas as outras fases da minha vida. Sem eles, nada seria possível!

-A minha orientadora Prof.^a Dr.^a Leoni Pentiado Godoy, por abrir as portas do meio científico durante a graduação e por aceitar me orientar no mestrado. Agradeço todas as oportunidades, todos os conhecimentos passados, a paciência e conversas sempre acompanhadas de um bom chimarrão. Ademais, agradeço a Tais Pentiado Godoy, por ter me incentivado a continuar na vida acadêmica e por toda ajuda dada para que isso acontecesse;

-A toda minha família, por todo incentivo e carinho que, tenham certeza, é recíproco. A todos eles, um sincero agradecimento do Mu/Zemo/Gato Seco/Tatu;

-A minha família genérica: Joao Carlos Dal Molin, Maribel Dal Molin, Thais Dal Molin e Diego Arruda, que desde o tempo que me acolheram em sua casa para que eu cursasse o cursinho pré-vestibular, estão sempre presentes. Agradeço pelo carinho e incentivo e fico muito feliz de compartilhar a alegria do final dessa etapa;

-Aos Velhos Parceiros: Jessica Ramos, Mateus Lehnhard, Ingrid Ramos, Poliana de Paula, Caroline Tondolo, Filipe Santos e Ana Basseto, por todo apoio e palavras de incentivo e, também, pela amizade de tantos e tantos anos, que a distância, ao invés de enfraquece-la, apenas a fortalece;

-Ao Mateus Ferreira, sempre presente, amigo e incentivador. Agradeço, de coração, todas as histórias compartilhadas durante esse período. Histórias estas que, com certeza, só tendem a se multiplicar;

-Aos colegas do NUPEP, PPGEP e em especial aos amigos que fiz durante esses dois anos: Wagner Pietrobelli, Matheus Moro, Juliane Battisti, Cyro Prato, Talita Pozzer, Bruno Miranda, Vanessa De Conto, Jovani Patias, Adriana Gabbi, Aline Martins e Maiara Oliveira. Agradeço por todas conversas, junções, baladas, indiadas e inúmeras lagarteadas com chimarrão no campus da UFSM. Foram momentos que com certeza levarei na memória. Fico na expectativa de que essa amizade seja mantida e que a vida nos proporcione diversas oportunidades para nos reencontrarmos e criarmos novas histórias;

-Ao Marcio Martins, que de um colega de apartamento, se tornou um amigo. Agradeço a amizade, as conversas e as risadas sempre regadas de um bom chimarrão;

-A Marcia e ao Fernando, secretários do curso, por toda atenção e prontidão. Vocês são parte fundamental do PPGEP;

-Aos professores do Departamento de Estatística da UFSM e do Colégio Técnico Industrial de Santa Maria, por estarem sempre dispostos a ajudar e compartilhar conhecimento com os alunos. Ademais, agradeço a todos os meus professores, desde o ensino básico, que dividiram comigo seus conhecimentos e me proporcionaram embasamento para concluir mais essa etapa de formação acadêmica.

Meu muito obrigado a todos!

*“A melhor maneira de prever o futuro é criá-lo”
(Peter Drucker)*

RESUMO

PROPOSTA DE OTIMIZAÇÃO DO PROCESSO DE OBTENÇÃO DE FUROS DE PEQUENAS DIMENSÕES EM LIGA DE TITÂNIO Ti-6Al-4V

AUTOR: Murilo Sagrillo Pereira

ORIENTADORA: Leoni Pentiado Godoy

A otimização multiobjectivo de múltiplas características de processos, visando à melhoria da qualidade, se faz necessária à medida que influencia diretamente na tomada de decisão, que é um elemento determinante para execução satisfatória de um processo. Processos de fabricação mecânica, mais especificamente a usinagem, comportam-se da mesma forma. Várias técnicas de otimização multiobjectivo são proporcionadas pela literatura, entretanto, geralmente não consideram a estrutura de correlação entre as múltiplas características de qualidade, assim como os diferentes graus de importância das mesmas, acarretando na obtenção de pontos ótimos inadequados. Dessa forma, esse estudo tem por objetivo propor uma otimização do processo de obtenção de furos de pequenas dimensões, a seco, na liga de titânio Ti-6Al-4V por meio da aplicação do método denominado Erro Quadrático Médio Multivariado Ponderado (EQMMP). O método é capaz de gerar funções objetivo ponderadas não correlacionadas a partir das respostas originais, por meio de um processo de ponderação que unifica Análise de Componentes Principais (ACP) e Metodologia de Superfície de Resposta (MSR). Inicialmente, haverá a tabulação do banco de dados disponível na literatura, relativos a um experimento, devidamente planejado, de obtenção de furos de pequenas dimensões, a seco, em Ti-6Al-4V. Os parâmetros de entrada considerados para tal estudo são o avanço (f), a rotação do eixo (N) e a pressão do ar (P) e, como características de qualidade consideraram-se: a sobremedida (s), a conicidade (con), o erro de circularidade ($circ$) e a força de avanço (F_r). Em seguida, aplicam-se as etapas do procedimento de obtenção da formulação EQMMP. Executando-se o Algoritmo Genético (GA) na mesma, a fim de encontrar as configurações ótimas de processo. A condição ótima para a execução processo de obtenção de furos de pequenas dimensões, encontrada pelo método, foi a combinação de um avanço de 9,81mm/min, rotação do eixo de 5000 min^{-1} e 6 bar de pressão do ar. Os resultados de otimização das características de qualidade mostraram-se satisfatórios e condizentes com estudos publicados na área. Espera-se que os resultados obtidos neste estudo, permitam estabelecer parâmetros de processos de furação que gerem furos de pequenas dimensões de boa qualidade, em liga de titânio Ti-6Al-4V.

Palavras-chave: Qualidade. Processo de Furação. Otimização Multiobjectivo. EQMMP.

ABSTRACT

PROPOSAL FOR THE OPTIMIZATION OF THE PROCESS OF OBTAINING SMALL-DIMENSION HOLES IN TITANIUM ALLOY Ti-6Al-4V

AUTHOR: MURILO SAGRILLO PEREIRA
ADVISOR: LEONI PENTIADO GODOY

Multi-objective optimization of multiple process characteristics, aiming at quality improvement, is necessary as it directly influences decision making, which is a determinant element for the satisfactory execution of a process. Mechanical manufacturing processes, more specifically machining, behave in the same way. Several multi-objective optimization techniques are provided by the literature, however, they generally do not consider the correlation structure between the multiple quality characteristics, as well as the different degrees of importance of them, resulting in the obtaining of inadequate optimal points. Thus, this study aims to propose an optimization of the process of obtaining small-dimension holes, in the Ti-6Al-4V titanium alloy by means of the method called the Weighted Multivariate Mean Square Error (EQMMP). The method is capable of generating uncorrelated weighted objective functions from the original responses by means of a weighting process that unifies Principal Component Analysis (ACP) and Response Surface Methodology (MSR). Initially, there will be a database tabulation available in the literature, related to a properly planned experiment of small dry holes in Ti-6Al-4V. The input parameters considered for this study are the feed rate (f), the spindle speed (N) and the air pressure (P) and, as quality characteristics were considered: the overcut (s), the conicity (con), the circularity error ($circ$) and the Thrust force (F_f). Next, the steps of the procedure for obtaining the EQMMP formulation are applied. By executing the Genetic Algorithm (GA) on it, in order to find the optimal process configurations. The optimum condition for the execution of small holes obtained by the method was the combination of a feed rate of 9.81mm / min, spindle speed of 5000 min^{-1} and 6 bar of air pressure. The results of optimization of quality characteristics were satisfactory and consistent with studies published in the area. It is expected that the results obtained in this study, allow to establish parameters of drilling processes that generate small-dimension holes of good quality, titanium alloy Ti-6Al-4V.

Keywords: Quality. Drilling Process. Multi-objective Optimization. WMMSE.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1 – Estrutura da pesquisa bibliométrica	17
Figura 2 – Resultados da pesquisa bibliométrica	17
Figura 3 – Diferença entre furação em cheio (a) e furação com pré-furo (b).....	21
Figura 4 – Cinemática do processo de furação.....	22
Figura 5 – Erro de circularidade	24
Figura 6 – Erro de cilindricidade	24
Figura 7 – Representação esquemática da superfície de uma peça	25
Figura 8 – Representação da rugosidade média (R_a).....	25
Figura 9 – Modelo geral de um processo ou sistema	27
Figura 10 – Diretrizes para planejar um experimento	29
Figura 11 – Representação gráfica das Componentes Principais	31
Figura 12 – Estrutura de aplicação ACP	32
Figura 13 – Exemplo de superfície tridimensional de resposta e de suas curvas de níveis, sendo $E(Y)=f(x_1,x_2)=\eta$	35
Figura 14 – Histórico parcial das formulações de otimização.....	40
Figura 15 – Procedimento para obtenção da formulação EQMMP	41
Figura 16 – Comportamento padrão de um Algoritmo Evolucionário.....	43
Figura 17 – Centro de usinagem vertical VMC 100	47
Figura 18 – Dispositivo de Medição de Vídeo VMS 2010 F	47
Figura 19 – Planilha desenvolvida para otimização via EQMM.....	60
Figura 20 – Planilha desenvolvida para otimização via EQMMP	69

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Propriedades químicas da liga de titânio Ti-6Al-4V	26
Tabela 2 – Banco de dados utilizado	46
Tabela 3 – Teste de normalidade das características de qualidade.....	51
Tabela 4 – Matriz de correlação das características de qualidade.....	51
Tabela 5 – Análise de Componentes Principais da matriz de correlação.....	52
Tabela 6 – Escores obtidos via ACP para CP ₁ e CP ₂	53
Tabela 7 – Coeficientes estimados para os modelos de superfície de resposta completos de CP ₁ e CP ₂ ($\alpha=5\%$)	54
Tabela 8 – ANOVA de CP ₁ e CP ₂	55
Tabela 9 – Coeficientes estimados para os modelos de superfície de resposta reduzidos de CP ₁ e CP ₂	55
Tabela 10 – Comparação entre os modelos completos e reduzidos de CP ₁ e CP ₂	55
Tabela 11 – Coeficientes estimados para os modelos de superfície de resposta completos de sobremedida, conicidade, circularidade e força de avanço ($\alpha=5\%$).....	57
Tabela 12 – ANOVA de sobremedida, conicidade, circularidade e força de avanço	57
Tabela 13 – Comparação entre os modelos completos e reduzidos de sobremedida, conicidade, circularidade e força de avanço	58
Tabela 14 – Alvos em termos das características de qualidade.....	58
Tabela 15 – Dados para o cálculo dos alvos em termos do Componentes Principais.....	59
Tabela 16 – Alvos em termos dos Componentes Principais	59
Tabela 17 – Combinação de parâmetros ótimos para a minimização do EQMM e resultados otimizados.....	60
Tabela 18 – Características de qualidade padronizadas	62
Tabela 19 – Características de qualidade padronizadas ponderadas	63
Tabela 20 – Matriz de variância-covariância	64
Tabela 21 – Análise de Componentes Principais da matriz de variância-covariância	64
Tabela 22 – Escores obtidos via ACP para CP ₁ e CP ₂	65
Tabela 23 – Coeficientes estimados para os modelos de superfície de resposta completos de CP ₁ e CP ₂ ($\alpha=5\%$).....	66
Tabela 24 – ANOVA de CP ₁ e CP ₂	66
Tabela 25 – Comparação entre os modelos completos e reduzidos de CP ₁ e CP ₂	67
Tabela 26 – Dados para o cálculo dos alvos em termos do Componentes Principais.....	67
Tabela 27 – Alvos em termos dos Componentes Principais	68
Tabela 28 – Combinação de parâmetros ótimos para a minimização do EQMMP e resultados otimizados.....	69

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

ACP	Análise de Componentes Principais
CAPES	Comissão de Aperfeiçoamento de Pessoal do Nível Superior
CNC	Controle Numérico Computadorizado
CP ₁	Primeiro Componente Principal
CP ₂	Segundo Componente Principal
CPs	Componentes Principais
DOE	<i>Design of Experiments</i> (Planejamento de experimentos)
EQMM	Erro Quadrático Médio Multivariado
EQMMP	Erro Quadrático Médio Multivariado Ponderado
GA	Algoritmo Genético
MMSE	<i>Multivariate Mean Square Error</i>
MSR	Metodologia de Superfície de Resposta
PPGEP	Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção
RSM	<i>Response Surface Methodology</i>
UFSM	Universidade Federal de Santa Maria
WMMSE	<i>Weighted Multivariate Mean Square Error</i>

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO	13
1.1 APRESENTAÇÃO DO PROBLEMA DE PESQUISA.....	14
1.2 OBJETIVOS.....	14
1.2.1 Objetivo geral	14
1.2.2 Objetivos específicos	14
1.3 ESTRUTURA DA PESQUISA.....	15
2 JUSTIFICATIVA E IMPORTÂNCIA	16
3 REFERENCIAL TEÓRICO	20
3.1 PROCESSO DE FURAÇÃO.....	20
3.1.1 Qualidade do processo de furação	21
<i>3.1.1.1 Parâmetros do processo de furação</i>	22
3.1.1.1.1 Velocidade de corte (v_c).....	22
3.1.1.1.2 Avanço (f).....	23
<i>3.1.1.2 Características de qualidade do processo de furação</i>	19
3.1.2 Liga de Titânio Ti-6Al-4V	26
3.2 PLANEJAMENTO DE EXPERIMENTOS (DOE).....	26
3.2.1 Diretrizes para planejar um experimento	28
3.3 ANÁLISE DE COMPONENTES PRINCIPAIS (ACP).....	31
3.3.1 Matriz de variância-covariância e matriz de correlação	32
3.3.2 Autovalores, autovetores e seleção das novas variáveis	33
3.4 METODOLOGIA DE SUPERFÍCIE DE RESPOSTA (MSR).....	34
3.5 OTIMIZAÇÃO MULTIOBJECTIVO.....	37
3.5.1 Erro Quadrático Médio Multivariado Ponderado	39
3.5.2 Algoritmo Genético	42
4 PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS	45
4.1 CARACTERIZAÇÃO DA PESQUISA.....	45
4.2 CARACTERIZAÇÃO DO BANCO DE DADOS.....	45
4.3 MÉTODO EXPERIMENTAL.....	48
4.3.1 Etapas de obtenção do EQMMP	48
5 RESULTADOS	51
5.1 OTIMIZAÇÃO PELO EQMM.....	52
5.1.1 Análise de Componentes Principais	52
5.1.2 Modelos matemáticos para os componentes principais	53
5.1.3 Cálculo dos alvos para as características de qualidade	56
5.1.4 Cálculo dos alvos em termos dos componentes principais	59
5.1.5 Formulação EQMM	59
5.2 OTIMIZAÇÃO PELO EQMMP.....	61
5.1.1 Análise de Componentes Principais	63
5.1.2 Modelos matemáticos para os componentes principais	64
5.1.3 Cálculo dos alvos em termos dos componentes principais	67
5.1.4 Formulação EQMMP	68
6 CONCLUSÃO	71
REFERÊNCIAS	73

1 INTRODUÇÃO

A determinação de parâmetros ótimos de processos, ou otimização, visando resultados que reflitam uma qualidade ideal ou suficiente, vem se tornando cada vez mais necessária e corriqueira. Isto pode ser justificado pela atual conjuntura do cenário global, caracterizado pela grande competitividade e pelos grandes avanços tecnológicos e científicos.

No contexto dos processos de fabricação, a otimização se faz muito útil, visto que são entendidos como a ligação entre o projeto e a produto. É durante o processo de fabricação que são definidas as técnicas e os métodos de fabricação que serão utilizados (NEUMANN, 2013).

Dentre os processos de fabricação mecânica (fundição, conformação, usinagem, soldagem, etc.), é possível destacar os processos de usinagem, vista sua grande usabilidade na indústria. Estes são compostos por operações que visam gerar determinadas formas, dimensões ou acabamento, por meio da remoção de material em forma de cavaco (FERRARESI, 1970).

O processo de furação de metais, enquadrado dentro dos processos de usinagem, é caracterizado como aquele que, por meio da remoção de material, destina-se a obtenção de um furo (FERRARESI, 1970). A qualidade desse processo pode ser observada analisando-se as características de qualidade obtidas no furo.

Processos de usinagem, em geral, são nitidamente processos com múltiplas características de qualidade, carecendo assim, de uma otimização multiobjectivo para melhoria do processo. Assim, torna-se necessário considerar que as mesmas são, possivelmente, correlacionadas. Entretanto, não necessariamente, possuem o mesmo grau de importância perante as demais. Um método que permite tal otimização é denominado Erro Quadrático Médio Multivariado Ponderado (EQMMP).

O EQMMP se utiliza da Análise de Componentes Principais (ACP) e da Metodologia de Superfície de Resposta (MSR) para a obtenção da formulação de uma função objetivo que considera as Componentes Principais (CPs), seus respectivos valores alvo e a individualidade de cada característica.

Dessa forma este estudo tem como objetivo a otimização do processo de obtenção de furos de pequenas dimensões, a seco, na liga de titânio Ti-6Al-4V, por meio do EQMMP. Espera-se que seja possível a definição dos parâmetros ótimos de processo que acarretem a melhoria das características de qualidade consideradas.

1.1 APRESENTAÇÃO DO PROBLEMA DE PESQUISA

A correta tomada de decisão fica a cargo das diversas propostas de otimização existentes, que permitem a definição de parâmetros ideais para sua execução. Dessa forma, o EQMMP é um método de otimização não linear multiobjectivo, que permite a obtenção de pontos ótimos de processo. Ao mesmo tempo, considera a estrutura de correlação entre as características de qualidade estudadas, de forma ponderada.

Com isso, o tema da pesquisa consiste em propor uma otimização do processo de obtenção de furos de pequenas dimensões, a seco, na liga de titânio Ti-6Al-4V, por meio do EQMMP. Assim, declara-se o problema central da proposta desta dissertação como: Qual a configuração ideal de parâmetros de processo de obtenção de furos de pequenas dimensões, a seco, na liga de titânio Ti-6Al-4V, que trará a otimização do mesmo?

1.2 OBJETIVOS

Diante do problema exposto, caracterizaram-se os seguintes objetivos que irão apontar o foco da pesquisa.

1.2.1 Objetivo geral

Propor uma otimização para o processo de obtenção de furos de pequenas dimensões, a seco, na liga de titânio Ti-6Al-4V.

1.2.2 Objetivos específicos

Buscando propor a otimização de um processo, por meio da correta tomada de decisão, o objetivo principal é obtido por meio da realização das seguintes etapas:

- a) executar os procedimentos necessários para a aplicação da formulação EQMMP;
- b) executar o Algoritmo Genético (GA) nas formulações obtidas, buscando a definição das condições ótimas de processo;
- c) comparar a configuração de furo prevista pelo EQMMP, perante as configurações ideais individuais de cada característica de qualidade considerada.

1.3 ESTRUTURA DA PESQUISA

A proposta de pesquisa se dá conforme os acordos do Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção (PPGEP) da Universidade Federal de Santa Maria (UFSM). Desta forma o estudo será composto por quatro capítulos.

Os capítulos 1 e 2 são compostos da contextualização, apresentação do problema de pesquisa, objetivo geral, objetivo específico e, justificativa e importância.

No capítulo 3 apresenta-se a base teórica, a fim de fundamentar e embasar a pesquisa. Isso facilita a compreensão do estudo, por meio de definições e pela apresentação de tópicos que são necessários para o entendimento do capítulo 3.

O capítulo 4 tem como finalidade apresentar as metodologias que virão a ser utilizadas na execução do presente estudo.

O capítulo 5 engloba os resultados e discussões acerca do estudo.

Por fim, é apresentada a conclusão.

2 JUSTIFICATIVA E IMPORTÂNCIA

Tomadas de decisão incorretas vêm a acarretar prejuízos em quaisquer situações. A utilização de procedimentos que evitem tal equívoco torna-se uma boa opção. Em sua maioria, estes procedimentos visam a otimização, ou seja, a busca por parâmetros ótimos de processo, por meio da consideração de seus parâmetros de entrada e saída, a fim de gerar o melhor desempenho.

A aplicação desses métodos em processos de usinagem como a furação, acaba sendo de grande utilidade. Justifica-se, em função de que, comumente, sua execução é um dos últimos estágios de fabricação (MORENO, 2013) e, um equívoco nessa etapa, poderia acarretar em transtornos como a reinicialização do processo desde as etapas anteriores.

A escolha pela utilização do método EQMMP é justificada pela sugestão dada por Paiva (2012), proponente do mesmo. Em sua tese, no tópico de sugestões para trabalhos futuros, o autor sugere que o método seja aplicado em outros processos de fabricação, diferentes ao seu.

Um banco de dados referente a liga de titânio Ti-6Al-4V foi escolhido, visto suas boas características e usabilidade. Segundo Prasanna et al. (2014) é uma liga com ótimas propriedades metalúrgicas e mecânicas, além de seu uso ser responsável por 80% da produção de indústrias aeroespaciais.

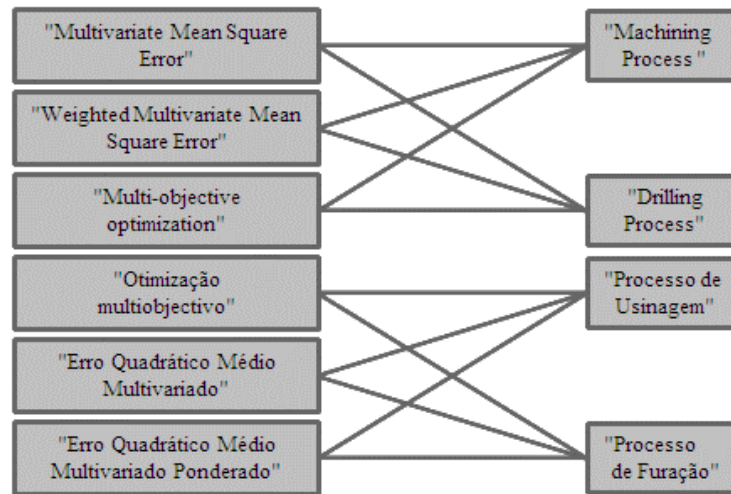
Além das justificativas convencionais citadas anteriormente, buscou-se na literatura, por meio de uma análise bibliométrica, fundamentações que comprovassem a relevância da presente pesquisa. Tal realização foi baseada na busca por estudos que se aproximassem do objetivo geral da mesma.

A análise bibliométrica foi, então, precedida por uma pesquisa bibliométrica. A mesma foi executada por meio de pesquisas associativas entre palavras-chaves, em bases de artigos nacionais e internacionais. As bases foram:

- a) *Emerald Insight*;
- b) *Web of Direct*;
- c) *Scopus*;
- d) *Engineering Village*;
- e) *IEEE Xplore*;
- f) *Scielo Brasil*.

A Figura 1 apresenta as palavras chaves utilizadas na pesquisa e demonstra a forma como foram associadas entre si e pesquisadas. Para cada base, foi realizado o mesmo procedimento.

Figura 1 – Estrutura da pesquisa bibliométrica



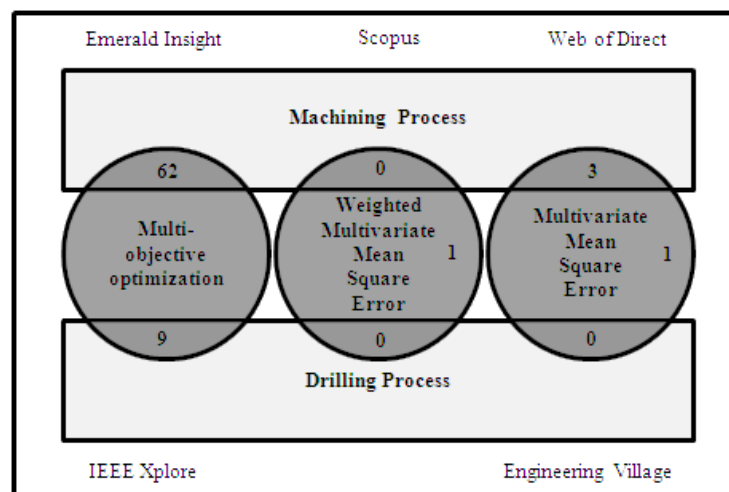
Fonte: Autor.

A pesquisa foi realizada considerando algumas delimitações. Segue:

- período pesquisado foi de 2006 até a presente data;
- as palavras-chaves foram pesquisadas em “*abstract*” ou “resumo”;
- as palavras chaves: “Weighted Multivariate Mean Square Error” e “Multivariate Mean Square Error”, assim como suas referentes em português, foram pesquisadas, também, de forma individual.

Diante das condições, a pesquisa foi realizada. Os resultados da mesma podem ser visualizados na Figura 2.

Figura 2 – Resultados da pesquisa bibliométrica



Fonte: Autor.

Conforme Figura 2, observa-se que a quantia de estudos relacionados a otimização multiobjectivo de processos de furação (9) é, relativamente, pequena quando comparada a sua aplicação nos demais processos de usinagem (62). Considerando-se o total 71 (9+62), o processo de furação, representa apenas 13%, aproximadamente.

Conforme análise bibliométrica, foi possível perceber que foram diversas as abordagens utilizadas nos trabalhos encontrados, com o propósito de otimização no processo de furação. São elas:

- a) *Taguchi optimization method;*
- b) *Micro-genetic algorithm;*
- c) *Multi-objective genetic algorithm;*
- d) *Non-dominated Sorting Genetic Algorithm-II (NSGA-II);*
- e) *Multi-Objective Cross-Entropy (MOCE+);*
- f) *Multi-objective optimization model of deviation-correction trajectory design;*
- g) *Global and bounded Nelder–Mead optimization algorithm;*
- h) *Surface methodology and genetic algorithm;*
- i) *Hybrid algorithm (Taguchi combined with membership function).*

Quando relativa as pesquisas associadas ao “*Weighted Multivariate Mean Square Error*” e “*Multivariate Mean Square Error*”, observou-se uma queda notável no número de estudos. Quanto ao EQMM, foram encontrados três artigos envolvendo processos de usinagem. Estes podem ser vistos no Quadro 1.

Quadro 1 – Artigos envolvendo EQMM e processo de usinagem

Título	Autores	Ano
<i>“A multivariate mean square error optimization of AISI 52100 hardened steel turning”</i>	Paiva et al.	2009
<i>“A multivariate robust parameter design approach for optimization of AISI 52100 hardened steel turning with wiper mixed ceramic tool”</i>	Paiva et al.	2012
<i>“A normal boundary intersection with multivariate mean square error approach for dry end milling process optimization of the AISI 1045 steel”</i>	Costa et al.	2016

Fonte: Autor.

Os artigos contidos no Quadro 1, referem-se a otimização de processos de usinagem por meio da abordagem EQMM. Dois deles são referentes a otimização do processo de torneamento e o outro sobre o de fresamento, todos em aço.

Nas pesquisas associadas ao “*Weighted Multivariate Mean Square Error*” ou seu referente em português, não foram encontrados resultados. Entretanto, realizou-se a pesquisa

de forma individual das palavras chaves “Weighted Multivariate Mean Square Error” e “Multivariate Mean Square Error” como mencionado nas delimitações da pesquisa bibliométrica. Os resultados da pesquisa estão no Quadro 2.

Quadro 2 – Resultado da pesquisa bibliométrica envolvendo EQMM ou EQMMP individualmente

Título	Autores	Ano
<i>“Otimização do processo de soldagem FCAW usando o erro quadrático médio multivariado”</i>	Paiva et al.	2010
<i>“Weighted Multivariate Mean Square Error for process optimization: A case study on flux-cored arc welding for stainless steel claddings”</i>	Gomes et al.	2013

Fonte: Autor.

Os resultados do Quadro 2 apontam para a abordagem EQMM ou EQMMP para processos de fabricação, entretanto, não para processos de usinagem. Ambos os artigos estudam a otimização em processos de soldagem.

Dessa forma, foi possível a seleção de um artigo para servir como base para a presente pesquisa. O mesmo está descrito no Quadro 2, com o título: *“Weighted Multivariate Mean Square Error for process optimization: A case study on flux-cored arc welding for stainless steel claddings”*, publicado no *European Journal of Operational Research*.

Os demais artigos encontrados foram, em sua maioria, utilizados para o enriquecimento do referencial teórico e estão devidamente citados e referenciados no decorrer deste estudo.

Portanto, por meio das justificativas iniciais e análise bibliométrica, foi possível ressaltar a importância do tema. A relevância foi notória, esperando-se assim, que tal fato, engrandeça a presente pesquisa, assim como também venha a servir como base para futuros estudos na área de processos de furação.

3 REFERENCIAL TEÓRICO

O referencial teórico busca, por meio de literatura existente trazer o embasamento e conhecimento necessário para a compreensão da pesquisa em questão. Espera-se que, quando bem estruturado, traga à compreensão desejada com relação aos tópicos seguintes do estudo.

Neste capítulo serão apresentadas informações e argumentações com o propósito de explicitar, restrito às delimitações do estudo, as características do processo de furação; seguido do embasamento necessário para a compreensão do método que será aplicado para sua otimização e, por fim, a apresentação e explicação do Erro Quadrático Médio Multivariado Ponderado, que será utilizado na referida busca por parâmetros ótimos do processo (otimização).

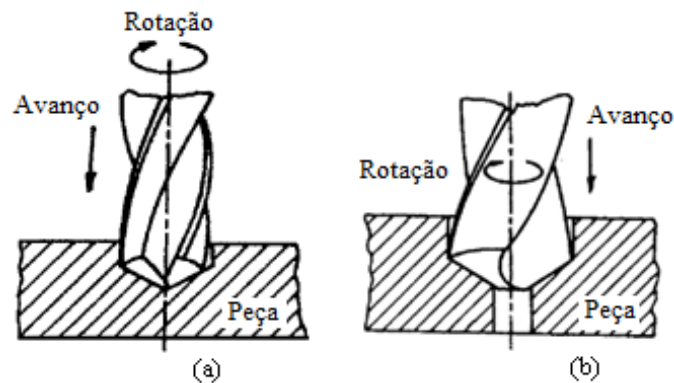
3.1 PROCESSO DE FURAÇÃO

A furação é um processo de usinagem que permite fazer um orifício cilíndrico em uma peça sólida usando uma ferramenta de corte (CHANDRASEKARAN et al., 2010) que é introduzida em direção paralela ao seu eixo de rotação (GROOVER, 2014). O primeiro autor realça que sua particularidade está na variabilidade da velocidade de corte ao longo da aresta de corte.

Quando se consideram os processos de usinagem, um dos mais usuais é o processo de furação, visto que a maioria das peças, independentemente do tipo de indústria que provem, possuem pelo menos um furo (DINIZ; MARCONDES; COPPINI, 2010). Isso, de certa forma, garante a necessidade de seu estudo, entretanto, segundo o autor, são poucos os avanços percebidos, em comparação com os demais tipos de processos, como torneamento e fresamento.

Ferraresi (1970) disserta que os processos de furação se classificam em: furação em cheio; escareamento; furação escalonada; furação de centros e; trepanação. O primeiro, “furação em cheio”, caracteriza-se como aquele processo que pretende abrir um furo cilíndrico em uma peça, por meio da remoção total, em forma de cavaco, do material que abrange o volume do furo final (FERRARESI, 1970), ou seja, sem necessitar de pré-furo. A Figura 3 ilustra a diferença notável entre a furação em cheio e a furação que necessita de pré-furo.

Figura 3 – Diferença entre furação em cheio (a) e furação com pré-furo (b)



Fonte: (FERRARESI, 1970, p. XXX).

O processo de furação, realizado em centros de usinagem, teve sua ocorrência aumentada, significativamente, nos últimos anos (DINIZ; MARCONDES; COPPINI, 2010). Conforme o autor, isso possibilitou o desenvolvimento de diferentes ferramentas de furação. Podem-se subentender assim, ferramentas destinadas a obtenção de furos de micro e pequenas dimensões.

A obtenção de furos de pequena dimensão é frequente em indústrias que geram produtos de precisão (PRASANNA et al. (2014). Conforme o autor, o processo para sua obtenção é importante para a fabricação de equipamentos da indústria aeroespacial.

Portanto, mostra-se indiscutível a necessidade de que se tenha qualidade no resultado do processo, ou seja, no furo resultante. Dessa forma, tal qualidade acaba mostrando-se como um reflexo das decisões tomadas previamente a execução do processo.

3.1.1 Qualidade do processo de furação

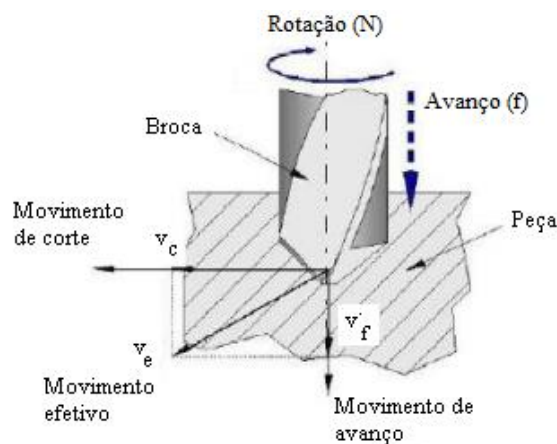
Considerando que o processo de furação, geralmente, é realizado nos últimos estágios de fabricação, a qualidade do mesmo torna-se imprescindível (MORENO, 2013). Assim, é importante que os parâmetros que influenciam no processo, sejam condicionados o mais próximo do “ótimo” quanto seja possível.

Dentre os fatores que influenciam a precisão da furação estão os parâmetros do processo, o tipo de peça, de máquina, de processo e de ferramenta, assim como a rigidez da máquina, da ferramenta e do sistema de fixação da peça (FERRARESI, 1970). Na sequência pretende-se descrever alguns parâmetros de processo de furação.

3.1.1.1 Parâmetros do processo de furação

Como mencionado, os parâmetros de corte influenciam no resultado do processo. Entretanto, podem ser gerenciados de modo que atendam às necessidades desejadas (CAVALCANTE, 2010). Conforme o autor, a administração correta desses parâmetros fornece uma estimativa da vida da ferramenta, influenciando na textura superficial (rugosidade) e na dimensão do furo. A Figura 4 ilustra a cinemática do processo de furação, envolvendo os parâmetros de corte.

Figura 4 – Cinemática do processo de furação



Fonte: Martins et al. (2008).

3.1.1.1.1 Velocidade de corte (v_c)

É um parâmetro de corte que, segundo o sentido e direção de corte, representa a velocidade instantânea do ponto de referência da aresta cortante (FERRARESI, 1970). É definida em função do material da peça e da broca e da produtividade desejada (MOCELIN, 2002). Segundo Stemmer (1992) e Marques (2012), a obtenção da v_c é dada pela Equação 1. Uma vez definida a v_c , calcula-se a rotação a partir do diâmetro da broca.

$$v_c = \frac{\pi \cdot D_1 \cdot N}{1000} \quad (1)$$

Onde:

v_c = velocidade de corte (m/min);

D_1 = diâmetro da ferramenta (mm);

N = rotação do eixo principal (min^{-1}).

3.1.1.1.2 Avanço (f)

É a velocidade de translação, no sentido axial, da broca (MARQUES, 2012). Conforme Stemmer (1992), o valor do avanço em mm/rot situa-se, comumente, entre 0,5% a 2% do diâmetro da broca.

3.1.1.2 Características de qualidade do processo de furação

A qualidade do processo de furação, geralmente é definida pelos erros dimensionais e geométricos, rugosidade e pela presença de rebarba (COSTA; DA SILVA; MACHADO, 2007). Apesar do nítido avanço tecnológico, a obtenção de superfícies exatamente perfeitas ainda não é possível (SENAI, 2015), evidenciando a possível existência de erros. Conforme Ferraresi (1970) esses erros podem ser classificados como desvios macro geométricos, ondulações e desvios micro geométricos.

Os desvios macro geométricos da forma ideal (erros de forma) caracterizam-se por estenderem-se por toda a superfície analisada (FERRARESI, 1970) e correspondem à diferença entre a superfície real e a forma geométrica teórica (SENAI, 2015). Retitude, planeza, conicidade, circularidade, cilindridade, entre outros, são considerados erros de forma (ABNT NBR 6409, 1997).

O desvio de forma do elemento com relação à forma da reta é denominado retitude, enquanto que quando referido a forma de um plano com relação a um plano perfeito, define-se planeza (ABNT NBR 6409, 1997).

Para o desvio de conicidade, conforme Prasanna et al. (2014), considera-se o ângulo entre a superfície de entrada e saída, sendo calculado conforme a Equação 2.

$$\tan\theta = \frac{(D - d)}{2L} \quad (2)$$

Onde:

D = diâmetro médio da superfície de entrada (mm);

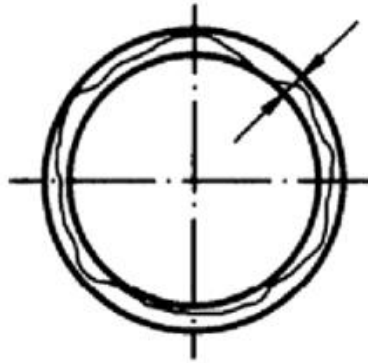
d = diâmetro médio da superfície de saída (mm);

L = profundidade de corte (mm).

Os desvios de circularidade e cilindridade são, geralmente, os erros de forma mais utilizados para avaliar a qualidade de furos usinados (COSTA; MACHADO, 2011). Circularidade é a condição quando o círculo deve estar contido entre dois círculos concêntricos

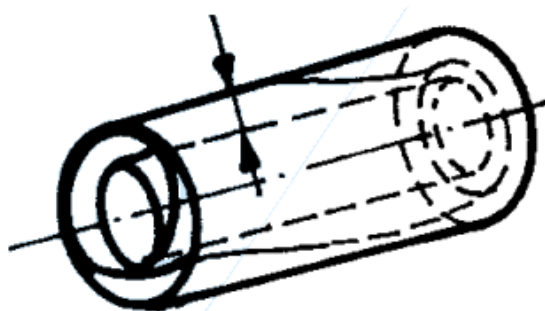
e cilindridade quando a superfície deve estar contida entre dois cilindros coaxiais (ABNT NBR 6409, 1997). A Figura 5 e a Figura 6 ilustram, respectivamente, os erros de circularidade e cilindridade.

Figura 5 – Erro de Circularidade



Fonte: (SENAI, 2015, p. 70).

Figura 6 – Erro de Cilindridade

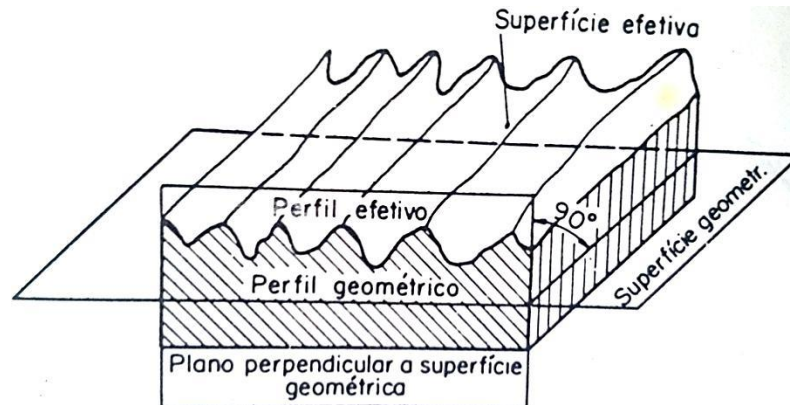


Fonte: (ABNT NBR 6409, 1997, p. 11).

Outro desvio que caracteriza a qualidade de furos usinados é o de sobremedida. O mesmo é um erro dimensional e, conforme Prasanna et al. (2014) é definido como a diferença entre o raio do furo nominal (raio da broca) e o raio de entrada do furo obtido.

Quando relacionado à desvios micro geométricos, diz-se que os mesmos têm relação direta com a qualidade superficial da peça, e compõem a rugosidade superficial (FERRARESI, 1970). Conforme o autor, rugosidade é o desvio que é avaliado, dentre outras características, pela altura de micro irregularidades, e são originadas por vários fatores, como o processo de formação de cavaco, as vibrações e a aresta postiça de corte (APC). A representação esquemática da superfície de uma peça pode ser vista na Figura 7.

Figura 7 – Representação esquemática da superfície de uma peça



Fonte: (FERRARESI, 1970, p. 749).

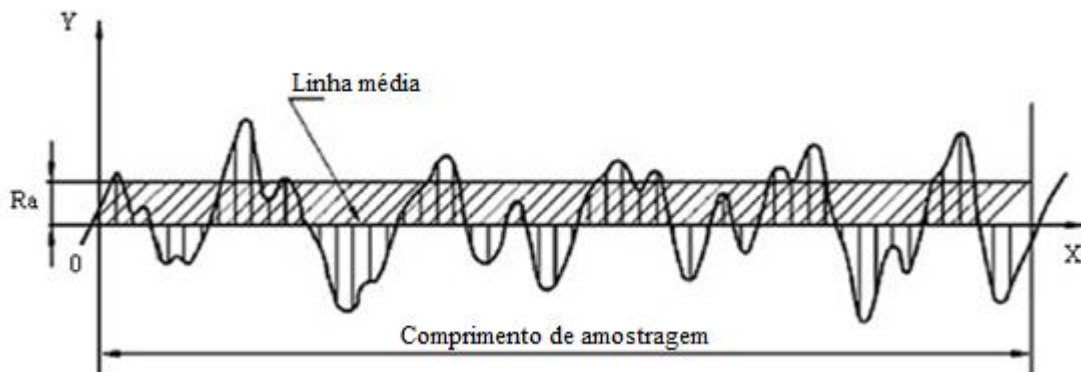
A rugosidade média ou desvio médio aritmético (R_a) é, geralmente, o parâmetro mais utilizado para determinar a qualidade superficial (QUINTANA et al. 2009). A mesma corresponde a média dos valores absolutos das ordenadas do perfil efetivo, com relação à linha média, em certo comprimento amostral, conforme a Equação 3 e a Equação 4 (NB-93 da ABNT, apud Ferraresi, 1970).

$$R_a = \frac{1}{L} \int_0^L |y_i| \cdot dx \quad (3)$$

$$R_a = \frac{1}{n} \sum_1^n |y_i| \quad (4)$$

A Figura 8 ilustra os dados utilizados para obtenção do parâmetro.

Figura 8 – Representação da rugosidade média (R_a)



Fonte: (KARAGIANNIS, 2014, p. 235).

Partindo do entendimento dos conceitos supracitados, este estudo pretende utilizar dados de um experimento que compreendem a variação das características de qualidade do processo de furação para de obtenção de furos de pequenas dimensões, a seco, na liga de titânio Ti-6Al-4V, em função das variação de seus parâmetros de processo.

3.1.2 Liga de Titânio Ti-6Al-4V

Com faixa de composição química representada na Tabela 1, a liga de titânio Ti-6Al-4V, caracteriza-se por ser de difícil usinabilidade, dada sua alta condutividade térmica e reatividade química (RAMESH; KARUNAMOORTHY; PALANIKUMAR, 2008). Entretanto, conforme os autores, essa liga é amplamente utilizada vista sua excepcional combinação de propriedades, como grande resistência a corrosão e boa resistência à fadiga e fraturas, por exemplo.

Tabela 1 – Propriedades químicas da liga Ti-6Al-4V

Elemento	Ti	Al	V	C	Fe	O	N
%	+	6	4	<0,08	<0,3	<0,2	<0,07

Fonte: FRANCCART, 2017.

A aplicação da Ti-6Al-4V é corriqueira nas indústrias aeroespacial e biomédica (FRANCCART et al., 2017). Na indústria biomédica, observa-se grande presença nas áreas de ortopedia e odontologia (WANG, 1996).

3.2 PLANEJAMENTO DE EXPERIMENTOS (DOE)

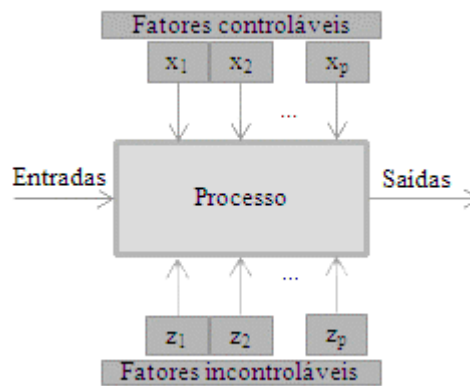
Antes de adentrar ao conteúdo visado neste capítulo, é interessante compreender entender sobre processo e sistemas. Um processo ou sistema, de forma geral, pode ser caracterizado de acordo com o modelo representado na Figura 9.

Interpretando a Figura 9, vê-se que as metas objetivadas em um processo podem sofrer influência de fatores externos, sejam estes controláveis, ou não. Assim, surge a necessidade de utilizarem métodos que venham de encontro a análise dessa influência. Um deles pode ser a experimentação.

Experimentos podem ser definidos como testes, que evidenciam algo relativo a um sistema ou processo em particular. Estes possuem como objetivo observar e analisar as variáveis de saída (*outputs*), a partir de mudanças propositais nas variáveis de entrada (*inputs*). Dessa

forma, surge à possibilidade de verificar as variáveis influentes nas respostas (saídas) e, sequentemente, propor modelos de otimização do processo, a fim de auxiliar nas futuras tomadas de decisão (MONTGOMERY, 2012).

Figura 9 – Modelo geral de um processo ou sistema



Fonte: (MONTGOMERY, 2012, p. 3).

O objetivo de um experimento, conforme Montgomery; Runger; Hubele, (2011), é a otimização. Assim, por meio de sua execução, busca-se definir a melhor performance do processo, como também, quais os níveis que foram consequentes das variáveis críticas.

Seeger (2015) descreve que os experimentos de laboratório devem ser implementados quando há interesse no controle total de um processo que representa o foco do estudo. O autor ainda disserta sobre a importância da realização dos mesmos para a obtenção da informação de quais parâmetros são influentes, assim como a magnitude dessa interferência.

A experimentação é parte vital do método científico (MONTGOMERY, 2012) e se faz necessária, à medida que, não basta apenas uma coleta de dados seguida pela análise das diferenças entre as condições consideradas. É preciso dar importância, a inerente variação presente nos resultados, possibilitando que a mesma seja contabilizada, na tentativa de expor sua influência (BARKER, 1994).

A metodologia de Planejamento e Análise de Experimentos (em inglês: *Design of experiments* - DOE) envolve técnicas que podem permitir o estudo da variabilidade presente nos processos, aumentando sua conformidade (MONTGOMERY, 2012). Além disso, o autor afirma que também pode contribuir para uma melhora do rendimento do processo, assim como a redução de seus tempos e custos.

Babanova et al. (2014) alega que DOE é uma ferramenta que permite avaliar e organizar os diversos fatores que interferem no desempenho de um sistema. O autor afirma que DOE,

quando usada juntamente com Análise de Componentes Principais, possibilita se ter uma compreensão mais aprofundada sobre a influência dos fatores que está sendo estudada.

De forma simples, DOE é um método que, de forma estruturada e organizada, permite determinar a relação entre diferentes entradas e saídas de um processo (HARIDY, 2011). Segundo o autor, o método gera um conjunto de experiências, nas quais os fatores mais relevantes são variados sistematicamente e, na sequência, analisando-se os resultados dos mesmos, é possível identificar quais os fatores que mais influenciam os resultados, como esses fatores interagem com os demais, além de identificar condições ideais de processo.

Como mencionado anteriormente, a aplicação do método teve início em experimentos na área da agricultura, em Londres. Entretanto, segundo Paiva (2012), após obter sucesso de aplicação em experimentos agrícolas e ciências biológicas, pós Segunda Guerra Mundial, o método foi sendo empregado, também, na indústria química e em processos industriais na Europa e EUA.

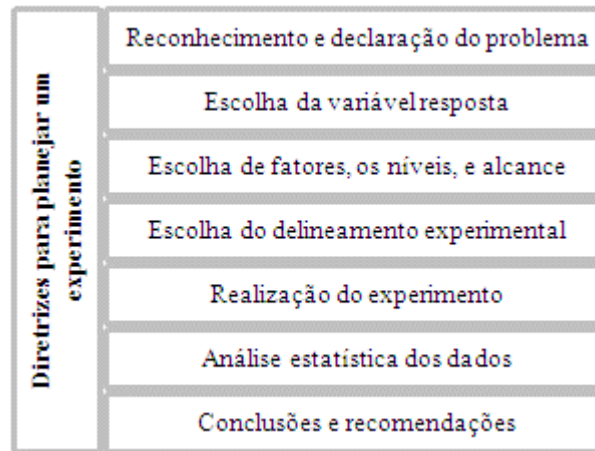
Mahagaonkar; Brahmankar; Seemikeri (2008) em seu estudo, fizeram uso do DOE para projetar seu experimento, que visava analisar a influência dos parâmetros de um processo de trabalho a frio, sobre as características de qualidade consideradas, para os aços ABNT 1045 e 316L. Makadia; Nanavati (2013) estudaram os efeitos dos principais parâmetros do processo de torneamento na textura superficial do aço AISI 410. JAIN et al. (2015) definiu o número de experimentos de sua pesquisa acerca da metodologia DOE, permitindo de forma sistemática e bem calculada, contribuir para seu objetivo de otimizar o processo de torneamento do Inconel-625 em máquina CNC.

3.2.1 Diretrizes para planejar um experimento

Montgomery (2012) estabelece um conjunto de diretrizes que devem ser seguidas para planejar um experimento. Essas podem ser visualizadas na Figura 10.

Para a execução das diretrizes mencionadas na Figura 10, faz-se necessário a participação dos envolvidos a fim de decidir, com clareza, quais os objetivos do experimento. Assim como, considerar a viabilidade da pesquisa, os experimentos exploratórios ou dados históricos e a aleatorização da experimentação, visto que esta última pode garantir a diluição da variável incontrollável, no arranjo proposto (PAIVA, 2012). Dessa forma, reduzindo a possibilidade do resultado ser interpretado de forma errônea.

Figura 10 – Diretrizes para planejar um experimento



Fonte: Adaptação de Montgomery (2012).

Montgomery (2012) define três princípios que norteiam a forma como os experimentos devem ser conduzidos. São eles: Randomização, que diz que a alocação do material e a ordem com que são executadas as corridas experimentais, devem ser determinadas de maneira aleatória; Replicagem, que descreve que cada combinação de fatores terá uma corrida individual e; Blocagem, que aumenta a precisão com que as comparações entre fatores são efetuadas. Paiva (2012) disserta que cada um dos princípios objetiva algo. Para o autor, a randomização, permite que haja a distribuição dos efeitos desconhecidos entre os níveis dos fatores; a replicagem cria uma variação para o *output*; e a blocagem permite avaliar se a interferência nos resultados é efeito da falta de homogeneidade. Ao fim disso, inicia-se a fase de interpretação e discussão, a fim de possibilitar, se necessário, contribuições de melhorias.

Paiva (2012) ainda alega que os passos seguintes, posteriores a escolha e identificação dos fatores que possam contribuir para a variabilidade, são relacionados à definição de um modelo que inclua os fatores selecionados e à estimativa de seus efeitos por meio de experimentos eficientes.

O modelo é uma equação (relação quantitativa) entre os fatores importantes e a resposta, que possibilita descrever os resultados. Os modelos podem ser de primeira ordem ou de ordem superior, quando há mais de dois fatores. Para casos de otimização, usualmente, são utilizados os modelos de segunda ordem, como representado na Equação 5 (MONTGOMERY, 2012).

$$y = \beta_0 + \beta_1x_1 + \beta_2x_2 + \beta_{12}x_1x_2 + \beta_{11}x_{11}^2 + \beta_{22}x_2^2 + \varepsilon \quad (5)$$

Onde:

x_1x_2 , representa a interação entre x_1 e x_2 .

Como todos os fatores são alterados simultaneamente durante o experimento, é preciso combiná-los. Uma forma para tal ação chama-se arranjo. A ordem-padrão utilizada pelos arranjos DOE faz com que os fatores pesquisados sejam experimentados de forma uniforme em cada um de seus níveis, visto que as condições experimentais geradas são ortogonais e balanceadas (PAIVA, 2012).

Segundo Paiva (2012), o arranjo fatorial mais comum é fatorial completo. O mesmo é utilizado na triagem (fase inicial) e objetiva eleger as variáveis experimentais, assim como suas interações, que mais geram influência na variável resposta de interesse (SOUZA et. al., 2015).

Em um planejamento fatorial completo, o planejamento 2^k provê o mínimo de corridas para as quais os k fatores são capazes de serem analisados (MONTGOMERY; RUNGER; HUBELE, 2011). Logo, quando se eleva o número de níveis experimentais, ao número de fatores, obtém-se o número de experimentos.

Experimentos fatoriais completos cobrem todo o espaço experimental, logo, pode-se considerar a hipótese de que a matriz associada possua uma proporção relevante de elementos nulos. Dessa forma, a presença de fatores influentes pode ser constatada com uma fração do fatorial completo, ou fatorial fracionário (2^{k-1}). Por exemplo, considerando A, B e C, como fatores originais, A e B passam a estruturar um fatorial completo, aceitando-se que $C=AB$, caracterizando um gerador de confundimento (PAIVA, 2012).

Paiva (2012) considera que os arranjos fatoriais possuem muita eficácia quando se diz respeito ao reconhecimento de quais variáveis são significativas em determinado processo, entretanto, para a obtenção de pontos ótimos de um processo em modelos quadráticos se faz necessário o uso de superfícies ou funções não-lineares. Para tais casos, o autor sugere o uso de arranjos de superfície de resposta.

Outro método de planejamento de experimentos, comumente utilizado, é o método de Taguchi. Tal método permite projetar um sistema de alta qualidade, sistemático e eficiente (PAN et al., 2017), por meio de um número mínimo e suficiente, de experimentos que venham a trazer todas as informações necessárias (IBHADODE; DAGWA, 2008).

Conforme o exposto percebe-se que a realização de um planejamento de experimentos para a área em questão, gera uma grande contribuição. Justifica-se isso, à medida que a mesma permite aumentar a conformidade e, conseqüentemente, o desempenho do processo de experimentação. Vindo a dar sequência aos resultados permitidos pela DOE, pretende-se executar a Análise de Componentes Principais (ACP).

3.3 ANÁLISE DE COMPONENTES PRINCIPAIS (ACP)

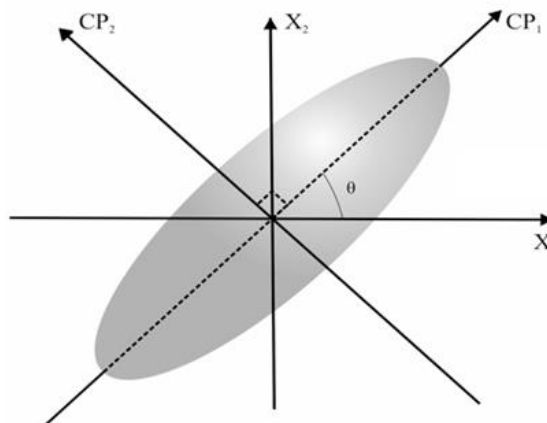
O método que permite que um conjunto de variáveis tenha uma redução de dados, de modo que, este, mantendo a mesma quantidade de informação original, tenha uma interpretação mais facilitada, é denominado Análise de Componentes Principais (ACP) (ARANHA; ZAMBALDI, 2008). Uma justificativa para a utilização do método se dá pela dificuldade de se analisar, graficamente, vetores de características com muitas dimensões.

A Análise de Componentes Principais (ACP) é um procedimento matemático, idealizado por Karl Pearson em 1901, pretendendo reduzir a dimensionalidade de um conjunto de dados. O procedimento faz com que um número de variáveis provavelmente correlacionadas, sejam transformadas em um número menor de variáveis não correlacionadas, que são as chamadas componentes principais (LOESCH; HOELTGEBAUM, 2012).

Siriyala et al. (2014) dissertam que a ACP busca a formação dos componentes principais (CPs), que são combinações lineares das variáveis originais, o que denota uma não-correlação entre as mesmas. Segundo os autores, o interesse está no uso de apenas alguns CPs, que representem a maior variabilidade dos dados, sem que seja necessário fazer uso de todas as variáveis originais.

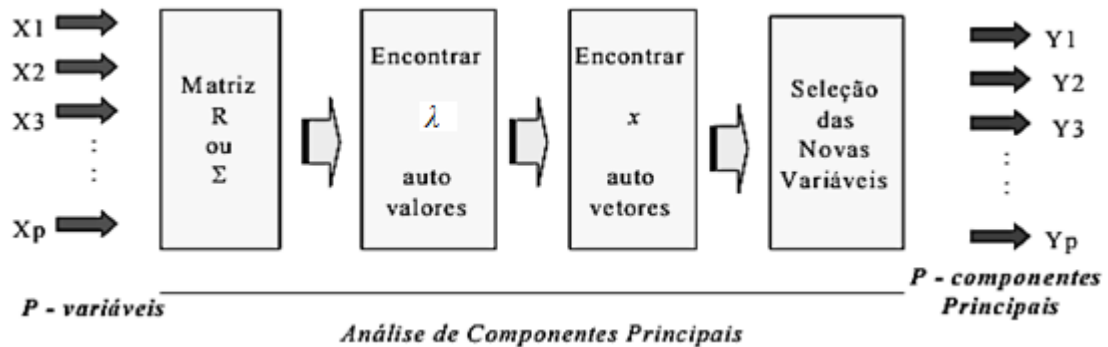
Dentre as características das CPs, estão: a ortogonalidade e o fato de serem dados em variância máxima de forma decrescente, representando que, quanto maior a variância, maior a informação contida na componente (Figura 11). Considerando isso, subentende-se que a primeira componente (CP_1), que descreve o eixo de maior variância, é mais informativa do que a segunda (ortogonal a CP_1), e esta, mais relevante do que a terceira, e assim consecutivamente (LEÃO et al., 2005; ARANHA, ZAMBALDI, 2008; GUEDES et al., 2012).

Figura 11 – Representação gráfica dos componentes principais



A determinação das CPs é representada pela Figura 12. Mostrando que, inicialmente realiza-se o cálculo da matriz de correlação (R) ou da matriz de variância-covariância (Σ); na sequência buscam-se os autovalores e autovetores e, por último; geram-se as Componentes Principais (combinações lineares).

Figura 12– Estrutura de aplicação ACP



Fonte: Adaptação de Souza (2000)

3.3.1 Matriz de variância-covariância (Σ) e Matriz de correlação (R)

A matriz de variância-covariância é uma matriz quadrada que contém variâncias na diagonal principal e covariâncias fora dela, de todas as variáveis (MINITAB, 2016). Conforme Stringhini; Moraes; Farret (2008) é representada, para dados populacionais, pela Equação 8. E, para dados amostrais, usa-se a matriz S de variância-covariância (SOUZA, 2000), que para Vicini (2005) apud Regazzi (2001), é representada pela Equação 9.

$$\Sigma = \begin{bmatrix} \sigma_1^2 & \sigma_{12} & \dots & \sigma_{1n} \\ \sigma_{21} & \sigma_2^2 & \dots & \sigma_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \sigma_{n1} & \sigma_{n2} & \dots & \sigma_n^2 \end{bmatrix} \quad (8)$$

$$S = \begin{bmatrix} S_1^2 & S_{12} & \dots & S_{1p} \\ S_{21} & S_2^2 & \dots & S_{2p} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ S_{p1} & S_{p2} & \dots & S_p^2 \end{bmatrix} \quad (9)$$

A matriz de correlação, conforme Souza (2000) é representada pela Equação 10. É possível notar que é uma matriz formada pelos coeficientes de correlação obtidos entre as variáveis. Além disso, é uma matriz simétrica e, como toda correlação entre variáveis iguais é sempre perfeita, todos os elementos da diagonal são equivalentes a 1 (HULL, 2016).

$$R = \begin{bmatrix} 1 & r_{12} & \dots & r_{1p} \\ r_{12} & 1 & \dots & r_{2p} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ r_{1p} & r_{2p} & \dots & 1 \end{bmatrix} \quad (10)$$

Os valores de $r_{jj'}$, são referentes aos coeficientes de correção entre as variáveis, e são dados pela Equação 11:

$$r_{jj'} = r(X_j, X_{j'}) = \text{Cov}(Z_j, Z_{j'}) = \frac{\text{Cov}(X_j, X_{j'})}{\sqrt{\text{Var}(X_j) \cdot \text{Var}(X_{j'})}} \quad (11)$$

Onde:

$$\text{Var}(X_j) = \frac{1}{n-1} \left[\sum_{i=1}^n X_{ij}^2 - \frac{(\sum_{i=1}^n X_{ij})^2}{n} \right]$$

$$\text{Cov}(X_j, X_{j'}) = \frac{1}{n-1} \left[\sum_{i=1}^n X_{ij} X_{ij'} - \frac{(\sum_{i=1}^n X_{ij})(\sum_{i=1}^n X_{ij'})}{n} \right]$$

3.3.2 Autovalores (λ), Autovetores (x) e seleção das novas variáveis (CPs)

Os elementos dos autovetores são denominados pesos e representam o quanto cada eixo original contribui para a composição dos novos eixos (componentes principais), enquanto que autovalores representam a quantia de variância original nos relativos autovetores (LEÃO et al., 2005). A escolha do número de componentes principais é dada, geralmente, pelo critério de Kaiser (JOHNSON; WICHERN (2002). Segundo o autor, esse critério diz que o componente principal é escolhido quando o seu autovalor é maior do que 1 e, a variância explicada total (de todos os CP selecionados) deve ser superior a 80%.

Assim, as novas variáveis (componentes principais) serão combinações lineares de originais, conforme descrito a seguir (VICINI, 2005):

$$\begin{aligned} Y_{11} &= x_{11}X_{11} + x_{12}X_{12} + \dots + x_{1p}X_{1p} \\ Y_{21} &= x_{11}X_{21} + x_{12}X_{22} + \dots + x_{1p}X_{2p} \\ &\cdot \quad \cdot \quad \cdot \quad \dots \quad \cdot \\ Y_{n1} &= x_{11}X_{n1} + x_{12}X_{n2} + \dots + x_{1p}X_{np} \end{aligned}$$

Onde: x_{ij} representa o autovetor da variável original X referente.

Diversos pesquisadores, atualmente, realizam estudos na área de fabricação, concomitante com a técnica ACP. Lu et al. (2009) utilizou ACP, junto a outras ferramentas, em seu estudo sobre otimização do processo de corte em altas velocidades, com fresa de topo no material SKD61, concluindo ser uma proposta útil. Sinhá et al. (2015) aplicou um híbrido de ACP com Método de Taguchi, na otimização multiobjectivo do processo de eletroerosão a fio.

Dessa forma, percebe-se a necessidade da aplicação deste tipo de método, quando voltado a pesquisas na área de otimização de processos. O mesmo auxilia os tomadores de decisão, à medida que reduz o conjunto de dados, permitindo uma análise mais estruturada para o melhoramento nos processos de fabricação. Vale ressaltar que, utilizando-se dos resultados obtidos via ACP, é possível o desenvolvimento de modelos quadráticos, por meio da execução da Metodologia de Superfície de Resposta (RSM).

3.4 METODOLOGIA DE SUPERFÍCIE DE RESPOSTA (MSR)

Metodologia de superfície de resposta (MSR) (do inglês *Response Surface Methodology* - RSM) é o conjunto de técnicas estatísticas e matemáticas que visa modelar e analisar situações nas quais diversas variáveis relacionadas ao processo influenciam a variável de resposta, objetivando a otimização da mesma (MONTGOMERY, 2012). Khuri; Mukhopadhyay (2010) compartilham do mesmo raciocínio, expressando que sua utilização se dá no desenvolvimento de uma relação funcional adequada entre as variáveis resposta e entradas.

Barton (2013) define MSR como uma técnica utilizada para definir as configurações para otimizar a resposta de um determinado processo ou produto. Segundo o autor, isso se dá por meio da combinação de planejamento de experimentos, análise de regressão e métodos de otimização, buscando, como objetivo geral a otimização de uma resposta aleatória.

Giovanni (1983) relata que a MSR faz uso de dados quantitativos, para definir e resolver, concomitantemente, equações multivariadas que podem, por meio de superfícies de respostas, serem retratados graficamente. Conforme o autor, as superfícies representadas descrevem como as variáveis de entrada interferem na de saída, explanam sobre as inter-relações entre as variáveis estudadas, assim como apresentam a influência de todas as variáveis estudadas sobre a variável de saída.

A resposta gerada pela MSR é representada graficamente como uma superfície em um espaço tridimensional (MONTGOMERY; RUNGER, 2013). Considerando um exemplo no qual se deseja encontrar os níveis de duas variáveis de entrada (x_1, x_2) , que maximizem a variável de saída de um processo (Y) , pode-se descrever conforme a Equação 12, e se a resposta

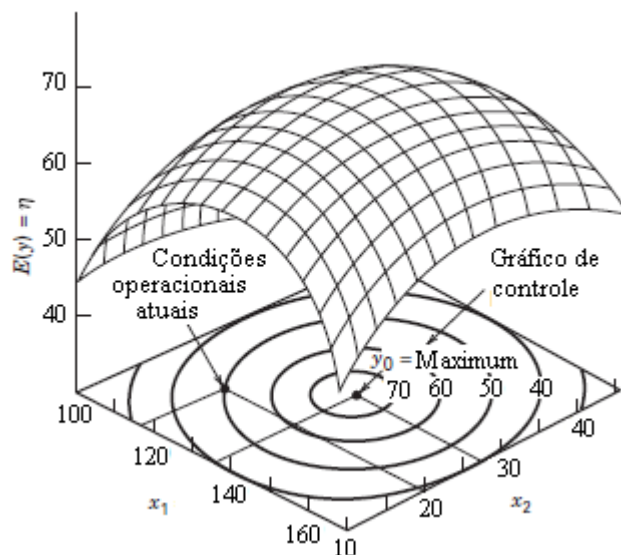
esperada se denotar $E(Y) = f(x_1, x_2) = \eta$, então, tem-se a superfície representada por $\eta = f(x_1, x_2)$ como uma superfície de resposta.

$$Y = f(x_1, x_2) + \epsilon \quad (12)$$

Onde η = superfície de resposta; $E(Y)$ = resposta esperada; ϵ = erro ou ruído verificado em Y .

A Figura 13, utilizando valores fictícios, exemplifica a visualização de uma superfície de resposta.

Figura 13 – Exemplo de superfície tridimensional de resposta e de suas curvas de nível, sendo $E(Y) = f(x_1, x_2) = \eta$



Fonte: (MONTGOMERY, p. 479, 2012).

Além da superfície tridimensional de resposta exposta na Figura 13, é possível visualizar curvas no gráfico formado no plano x_1, x_2 , e essas, são denominadas curvas de níveis (MONTGOMERY, 2012). Segundo o autor, cada contorno representa uma altura particular da superfície.

A primeira fase na Metodologia de Superfície de Respostas é definir uma estimativa apropriada para o verdadeiro relacionamento entre a variável de saída (dependente) e as variáveis de entrada (independentes) (MONTGOMERY; RUNGER, 2013). Se a modelagem for satisfatória por uma função linear das variáveis de entrada, utiliza-se um modelo de primeira ordem como função de aproximação (Equação 13). Caso contrário, se o sistema apresentar curvatura, deve-se usar um polinômio de maior grau, como um modelo de segunda ordem (Equação 14).

$$y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_k x_k + \epsilon \quad (13)$$

$$y = \beta_0 + \sum_{i=1}^k \beta_i x_i + \sum_{i=1}^k \beta_{ii} x_i^2 + \sum_{i < j} \sum \beta_{ij} x_i x_j + \epsilon \quad (14)$$

Onde:

y é a resposta;

x_i corresponde aos parâmetros de entrada,

$\beta_0, \beta_i, \beta_{ii},$ e β_{ij} são os coeficientes estimados;

k é o número de parâmetros de entrada e;

ϵ é o erro observado na resposta.

Como a análise da superfície deve ser realizada em termos da superfície ajustada, executa-se o método dos mínimos quadrados para obtê-la (MONTGOMERY; RUNGER, 2013). Montgomery; Hunger (2013) dissertam que este método foi proposto visando estimar os parâmetros $\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_k$, atendendo a Equação 15 e Equação 16, de modo que, com relação aos parâmetros, seja possível minimizar a função dos mínimos quadrados, descrita na Equação 17.

$$\left. \frac{\partial L}{\partial \beta_0} \right|_{\hat{\beta}_0, \hat{\beta}_1, \dots, \hat{\beta}_k} = -2 \sum_{i=1}^n \left(y_i - \hat{\beta}_0 - \sum_{j=1}^k \hat{\beta}_j x_{ij} \right) = 0 \quad (15)$$

$$\left. \frac{\partial L}{\partial \beta_j} \right|_{\hat{\beta}_0, \hat{\beta}_1, \dots, \hat{\beta}_k} = -2 \sum_{i=1}^n \left(y_i - \hat{\beta}_0 - \sum_{j=1}^k \hat{\beta}_j x_{ij} \right) x_{ij} = 0 \quad j = 1, 2, \dots, k \quad (16)$$

$$L = \sum_{i=1}^n \epsilon_i^2 = \sum_{i=1}^n \left(y_i - \beta_0 - \sum_{j=1}^k \beta_j x_{ij} \right)^2 \quad (17)$$

As condições de otimização nem sempre estarão próximas do ótimo real (MONTGOMERY; RUNGER, 2013). Dessa forma, segundo o autor, é usual considerar um modelo de primeira ou segunda ordem ajustada (Equação 18, Equação 19) como uma aproximação adequada da superfície real quando se está longe ou próximo, respectivamente, das condições operacionais ótimas.

$$\hat{y} = \hat{\beta}_0 + \sum_{i=1}^k \hat{\beta}_i x_i \quad (18)$$

$$\hat{y} = \hat{\beta}_0 + \sum_{i=1}^k \hat{\beta}_i x_i + \sum_{i=1}^k \hat{\beta}_{ii} x_i^2 + \sum_{i < j} \sum \hat{\beta}_{ij} x_i x_j \quad (19)$$

Onde $\hat{\beta}$ é a estimativa de mínimos quadrados de β .

Nesse contexto, vários autores realizam estudos envolvendo Metodologia de Superfície de Resposta aplicada a processos de usinagem. Balasubramaniam; Baskar; Narayanan (2014) buscaram por meio da MSR modelos que previssem as medidas de melhor desempenho das características de qualidades (taxa de remoção de material, desgaste do eletrodo, rugosidade, cilindricidade), durante a tentativa de otimização do processo de usinagem por descarga elétrica do alumínio. Pathan; Kadam (2015) estudaram os efeitos dos parâmetros de corte sobre a qualidade superficial e tempo de fabricação em processos de torneamento em metal duro, considerando MQL (mínima quantidade de lubrificante) e “lubrificação abundante”. Hashmi et al. (2016) buscou desenvolver, com MSR, uma relação entre a rugosidade e os parâmetros de usinagem (velocidade de corte, avanço e profundidade de corte), no processo de fresamento da liga de alumínio Ti-6Al-4V.

Assim, o método exposto permite analisar a inter-relação entre as variáveis em estudo, podendo, inclusive, ser executada em cima dos componentes principais obtidos com a ACP. Dessa forma, um método que permite a utilização de Análise de Componentes Principais e Metodologia de Superfície de Resposta, para otimização de múltiplas respostas, considerando a estrutura de correlação existente entre as características de qualidade, com magnitudes diferentes, é o Erro Quadrático Médio Multivariado Ponderado (EQMMP).

3.5 OTIMIZAÇÃO MULTIOBJECTIVO

Otimização é, basicamente, a busca por um ponto máximo ou mínimo ideal de uma função e, matematicamente falando, um problema de otimização orienta-se pela seguinte forma (COLLETTE; SIARRY, 2004):

$$\begin{cases} \text{minimizar } f(\vec{x}) & \text{(função a ser otimizada)} \\ \text{com } \vec{g}(\vec{x}) \leq 0 & \text{(m restrições de desigualdade)} \\ \text{e } \vec{h}(\vec{x}) = 0 & \text{(p restrições de igualdade)} \end{cases}$$

Uma otimização mono-objetivo possui um viés na fase de modelagem, à medida que utiliza apenas uma equação para a mesma, gerando um grau de dificuldade (COLLETTE;

SIARRY, 2004). Quando multiobjectivo, permite-se um grau de liberdade, trazendo flexibilidade, assim obtém-se não uma solução única, mas sim um conjunto de soluções (COLLETTE; SIARRY, 2004).

A otimização multiobjectivo é feita em duas situações, uma relacionada a uma fase de ajuda de tomada de decisão (engenharia) e outra de aceitação da solução, em nível gerencial (DUCKSTEIN; OPRICOVIC, 1980). Segundo os autores, é possível se iniciar por uma abordagem de custo-eficácia, seguido por uma escolha de solução mais próxima do ideal possível, porém inviável.

Antes da execução da otimização, é necessário definir o método de otimização que será utilizado que, de acordo com Collette; Siarry (2004) são três:

- a) métodos de otimização *a priori*: quando a escolha das funções objetivos, em funções das outras, é realizada antes do método de otimização ser executado;
- b) métodos de otimização progressivos: quando busca-se equilíbrio entre as funções objetivo, durante o processo de otimização, por meio de questionamentos ao tomador de decisão. Isto permite que as áreas capazes de conter soluções sejam reorientadas;
- c) métodos de otimização *a posteriori*: quando um conjunto de soluções são propostas para o tomador de decisão, sem ser necessária as considerações do mesmo, para a modelagem.

É válido esclarecer alguns conceitos que serão citados neste tópico, a partir da referência de Collette; Siarry (2004):

- a) função objetivo: é a função f , cuja qual o algoritmo de otimização vai tentar otimizar, buscando o ponto ótimo;
- b) variáveis de decisão: estão reunidas no vetor \vec{x} e é pela modelagem desse vetor que se busca um ótimo da função f .
- c) função não linear: não há representação analítica do problema. É necessário se valer de softwares para obtenção de um cálculo preciso, dos diversos valores a serem otimizados.

Quanto a pesquisas na área de fabricação, concomitantemente com otimização multiobjectivo, é possível referenciar alguns estudos da atualidade. Yusoff; Ngadiman; Zain (2011) estudaram o uso da técnica NSGA-II na otimização de processos como fresamento, furação, torneamento, entre outros. Dhabale; Jatti; Singh (2014) buscou otimizar o processo de

torneamento do AlMg1SiCu, utilizando o algoritmo genético não dominado ordenado buscando a configuração ideal que aumentasse a taxa de remoção de material, ao mesmo tempo que reduzisse a rugosidade superficial. Yi et al. (2015) em seu estudo voltado para sustentabilidade, buscaram a otimização de processo de usinagem, visando a situação de ótimo que minimizasse as emissões de carbono, simultaneamente com a redução do tempo de processamento. Khan; Maity (2016) utilizaram o Método Otimização Multiobjectivo com base na Análise de Relação (MOORA) para otimizar processos de usinagem não convencionais, como corte a plasma e laser, por exemplo.

3.5.1 Erro quadrático médio multivariado ponderado

Para o entendimento do Erro Quadrático Médio Multivariado Ponderado, é válido compreender algumas propostas anteriores, que levaram a necessidade encontrada para o desenvolvimento do método (Figura 14).

A Figura 14 apresentada, demonstra de forma história e parcial, a evolução de abordagens de otimização, retratando suas vantagens e limitações. A ideia foi o encontro da possível motivação para o desenvolvimento do Erro Quadrático Médio Multivariado Ponderado.

Vale ressaltar que, inicialmente, a composição da função de aglutinação do EQMMP era realizada outro operador (GOMES et al., 2013). Entretanto, segundo o autor, o mesmo pode segregas das respostas os seus pesos, resultando em uma constante única. Na tentativa de correção, Gomes et al. (2013) substituíram pelo operador Σ , como ilustrado na Figura 14.

Proposto por Paiva (2012), o Erro Quadrático Médio Multivariado Ponderado (EQMMP) é um método diferenciado do Erro Quadrático Médio Multivariado (EQMM), proposto por Paiva et al (2009). Justifica-se isso pelo fato de possuírem etapas de procedimento e características de execução, distintas.

O EQMM e EQMMP são métodos de otimização não-linear multiobjectivo de múltiplas características de processos, visando à melhoria da qualidade, a partir da obtenção de pontos ótimos adequados (PAIVA et al., 2009; GOMES et al. 2013). Ambos consideram a utilização da Análise de Componentes Principais (ACP) e a Metodologia de Superfície de Resposta (RSM) para chegarem à aplicação da formulação.

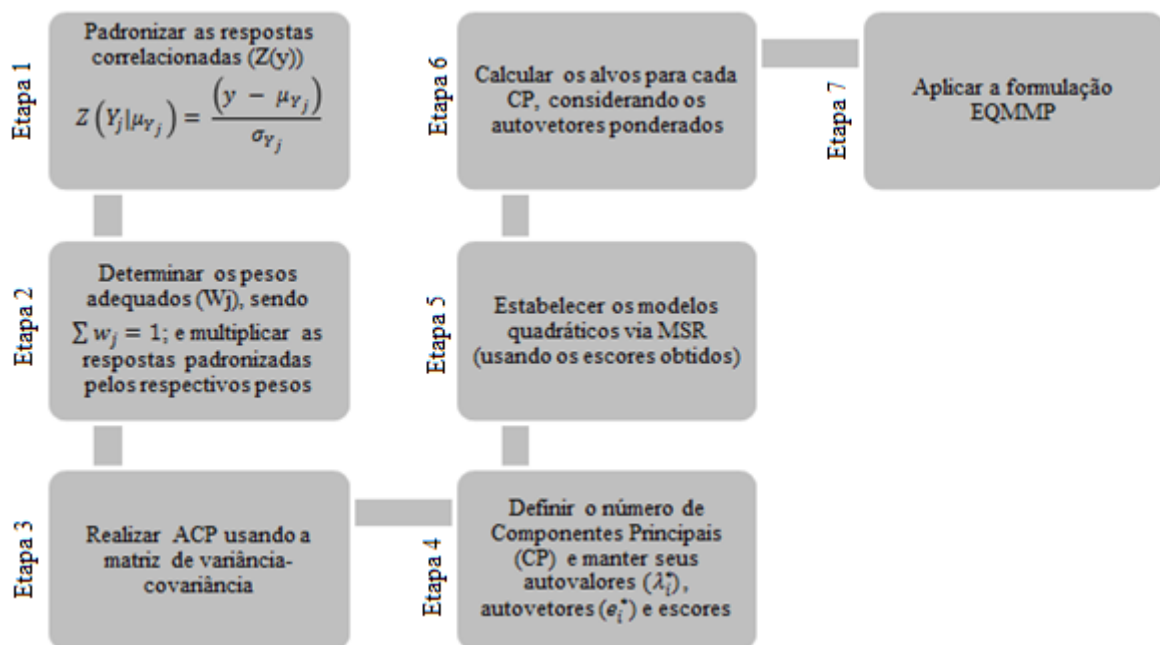
Figura 14 – Histórico parcial de formulações de otimização

Lin e Tu (1995)	Köksoy (2006)
$\min_{x \in \Omega} MSE = [\hat{y}(x) - T]^2 + \hat{\sigma}^2(x)$	$MSE_T = \sum_{i=1}^p W_i \cdot MSE_i$
<p>Onde: MSE é o Erro Quadrático Médio; $\hat{y}(x)$ e $\hat{\sigma}^2(x)$ são a superfície de resposta de média e variância, respectivamente; T é o alvo respectivo;</p>	<p>Onde: MSE_T é o Erro Quadrático Médio Global; p é o número de superfícies de resposta; W_i são os pesos definidos.</p>
<p>Considera-se uma superfície de resposta.</p>	<p>Considera-se diversas superfícies, de forma ponderada ou não, entretanto não consideram os efeitos da correlação do resultados da otimização (GOMES et al., 2013).</p>
Govindaluni e Cho (2007)	
$MSE_i = (\hat{y}_i(x) - T_i)^2 + \hat{\sigma}_i^2(x) + \sum_{j=1}^{i-1} \frac{\hat{\sigma}_i(x)}{\hat{\sigma}_i(x) + \hat{\sigma}_j(x)} \cdot [\hat{\sigma}_{ij}(x) + (\hat{y}_i(x) - T_i) \cdot (\hat{y}_j(x) - T_j)]$	
<p>Onde: $\hat{\sigma}_{ij}(x)$ é a superfície de resposta de covariância.</p>	
<p>Considera-se os efeitos da correlação, porém, aumenta o número de experimentos de forma significativa (GOMES et al., 2013).</p>	
Paiva et al. (2009)	Paiva et al. (2009)
$MMSE = (PC - \zeta_{PC})^2 + \lambda$	$\text{Min } MMSE_T = \left[\prod_{i=1}^m MMSE_i \right]^{\left(\frac{1}{m}\right)}, m \leq p$
$\zeta_{PC} = \sum_{j=1}^p e_j \cdot [(T_{Y_j} - \mu_{Y_j}) \cdot (\sigma_{Y_j})^{-1}]$	<p>s. t.: $g_n(x) \leq 0$</p>
<p>Onde: $MMSE$ é o Erro Quadrático Médio Multivariado; PC é a função do componente principal; λ é o autovalor; ζ_{PC} é o alvo do componente principal; e_j o autovetor; T_{Y_j}, μ_{Y_j} e σ_{Y_j} são o alvo, a média e o desvio padrão da j-ésima resposta;</p>	$MMSE_i = (PC_i - \zeta_{PC_i})^2 + \lambda_i$
<p>Considera-se um componente principal para a otimização (GOMES et al., 2013).</p>	<p>Onde: $MMSE_T$ é o Erro Quadrático Médio Multivariado Total; $MMSE_i$ é o erro quadrático médio multivariado para o i-ésimo componente principal; m o número de componentes principais; p o número de respostas; PC_i, ζ_{PC_i}, λ_i são a função de superfície de resposta, o alvo e autovalor, respectivamente, do i-ésimo CP;</p>
<p>Considera-se mais do que um componente principal para a otimização, entretanto considera que as multiplas características de qualidade possuem mesma magnitude (GOMES et al., 2013).</p>	
Weighted Multivariate Mean Square Error - WMMSE (PAIVA, 2012; GOMES et al, 2013)	
$\text{Min } WMMSE_T = \sum_{i=1}^m \left[\frac{v_i}{v_T} \cdot WMMSE_i \right] = \sum_{i=1}^m \left\{ \frac{v_i}{v_T} \cdot [(PC_i^* - \zeta_{PC_i}^*)^2 + \lambda_i] \right\}, m \leq p$	
<p>s. t.: $g_n(x) \leq 0$</p>	
<p>Onde: $WMMSE_T$ é o Erro Quadrático Médio Multivariado Ponderado Total; $WMMSE_i$ é o Erro Quadrático Médio Multivariado Ponderado para o i-ésimo componente principal; m o número de componentes principais; p o número de respostas; v_i é o grau de explicação do i-ésimo componente principal, $v_T = \sum v_i$; PC_i^*, $\zeta_{PC_i}^*$, λ_i^* são a função de superfície de resposta, o alvo e autovalor, respectivamente, do i-ésimo componente principal obtido com as respostas ponderadas; $g_n(x) \leq 0$ são as equações de restrição.</p>	

As metodologias citadas se diferem na forma como são executadas. A diferença entre ambas, é que ACP no EQMM é realizada considerando-se a matriz de correlação entre as características de qualidade e que, as mesmas, possuem magnitudes iguais, enquanto que o EQMMP considera a matriz de variância-covariância e assume que as múltiplas características correlacionadas devem ser ponderadas, por possuírem magnitudes diferentes (GOMES et al., 2013).

Segundo Gomes et al. (2013), a obtenção da formulação EQMMP, se dá em 7 passos. A Figura 15 ilustra-os.

Figura 15 – Procedimentos para obtenção da formulação EQMMP



Fonte: Adaptação de Gomes et al. (2013)

Conforme Gomes et al. (2013), os procedimentos explanados na Figura 15 são importantes, à medida que, sequencialmente, permitem, dentre outras coisas: a unificação do conjunto de dados; a consideração das diferentes magnitudes e unidades das variáveis; a utilização da matriz de variância-covariância para atribuir pesos para cada componente principal. Segundo o autor, finaliza-se com a aplicação da formulação do EQMMP para obtenção dos pontos ótimos adequados.

Dentre as pesquisas, encontrados na literatura, que abordam o uso do EQMM, podem-se destacar alguns. Paiva et al. (2010) valeram-se do EQMM em seu estudo sobre a otimização do processo de soldagem a arco elétrico com arames tubulares (FCAW), considerando Penetração, Taxa de deposição, Rendimento, Índice de convexidade e Diluição como

características de qualidade. Segundo os autores, os resultados obtidos foram satisfatórios. Paiva et al. (2012) estudou otimização do processo de torneamento do aço AISI 52100 com ferramenta de cerâmica mista, considerando diversos *outputs*, encontrando a melhor otimização quando os mesmos são considerados na abordagem EQMM, considerando correlação. Costa et al. (2016) realizou uma combinação de EQMM com Normal Boundary Intersection (NBI), na otimização do processo de fresamento a seco, obtendo resultados satisfatórios de minimização da rugosidade e maximização da taxa de remoção de material, simultaneamente.

Quando relativo ao EQMMP, foi encontrado na literatura o estudo de Gomes et al. (2013). Vale ressaltar que, o mesmo, foi tomado como uma das principais referências para a presente pesquisa. Em seu estudo, os autores consideraram que as características de qualidade do processo de aplicação de revestimento em aço inoxidável por meio de FCAW, possuem graus de importância diferentes. Em função disso, fizeram uso do EQMMP na tentativa de sua otimização. Seus resultados de otimização obtidos, mostraram-se satisfatórios nos experimentos de confirmação.

Dessa forma, espera-se que o método venha a contribuir para a otimização do processo de obtenção de furos de pequenas dimensões, a seco, na liga de titânio Ti-6Al-4V. Fazendo assim, com que os parâmetros ótimos adequados para sua execução, sejam encontrados, tornando possível a correta tomada de decisão e, conseqüentemente, causando sucesso na execução do processo.

Assim, para a obtenção dos pontos ótimos, por meio da abordagem EQMMP, faz-se necessário o uso de algoritmos nas formulações encontradas (GOMES et al, 2013). Nessa pesquisa, se fará uso do Algoritmo Genético (GA).

3.5.2 Algoritmos genéticos

Algoritmos são uma sequência finita de etapas, buscando a realização de uma tarefa (ASCENCIO, 1999). Farrer et al. (2011) define algoritmo como uma união de comandos que geram uma sequência de finitas ações, desde que estes comandos sejam obedecidos. Quanto à utilidade de um algoritmo, segundo Forbellone; Eberspächer, (1999), diz-se que está em atingir um objetivo bem determinado.

Dentre os algoritmos, podem-se citar os Algoritmos Evolucionários que são considerados técnicas de busca, cuja ferramenta para atingir o objetivo são modelos computacionais baseados na metáfora do processo biológico de evolução natural (LINDEN, 2008). O comportamento padrão de um algoritmo evolucionário pode ser visualizado, de forma autoexplicativa, na Figura 16.

Figura 16 – Comportamento padrão de um algoritmo evolucionário

<i>T</i> := 0	// Inicializa-se o contador de tempo
Inicializa_População <i>P</i> (0)	// Inicializa-se a população aleatoriamente
Enquanto não terminar faça	// condição de término: por tempo, por avaliação, etc.
Avalie_População <i>P</i> (<i>t</i>)	// Avalia-se a população neste instante
<i>P'</i> := Seleção_Pais <i>P</i> (<i>t</i>)	// Seleciona-se sub-população que gerará nova geração
<i>P'</i> = Recombinação_e_mutação <i>P'</i>	// Aplica-se os operadores genéticos
Avalie_População <i>P'</i>	// Avalia-se esta nova população
<i>P</i> (<i>t</i> +1) = Seleção_Sobreviventes <i>P</i> (<i>t</i>), <i>P'</i>	// Seleciona-se sobreviventes desta geração
<i>t</i> := <i>t</i> +1	// Incrementa-se o contador de tempo
Fim enquanto	

Fonte: Linden, 2008.

Segundo Dasgupta; Michalewicz (1997) os algoritmos evolucionários podem ser subdivididos em quatro principais paradigmas: Estratégias evolucionárias; Programação Evolucionária; Programação Genética e; os Algoritmos Genéticos, que serão utilizados no presente estudo.

Os algoritmos Genéticos (GA) são considerados técnicas heurísticas de otimização global (LINDEN, 2008), por meio de pesquisa probabilística e baseada em uma metáfora do processo de evolução biológico (HOLLAND, 1975). Segundo Tanomaru (1995), pela metáfora e de acordo com operadores probabilísticos, subtende-se que a medida o processo evolutivo continua, melhores serão as soluções encontradas. Assim, como técnicas probabilísticas, o GA busca regiões do espaço onde é provável que os pontos ótimos se encontrem.

Referente à metáfora, é necessário estabelecer algumas conceituações para a compreensão deste tópico. Seguem definições, segundo Tanomaru (1995):

- a) cromossomo: cada sequência do GA;
- b) gene: cada elemento do cromossomo;
- c) alelo: valor possível de um conjunto que um gene pode assumir. Ex.: $A=\{0,1\}$;
- d) locus gênico: posição do gene no cromossomo (índice dentro da sequência);
- e) população de indivíduos: conjunto de soluções codificadas de acordo com representação selecionada. A cada geração é modificada;
- f) geração: cada repetição do GA (designada pelo índice *t* na Figura 16);
- g) soluções candidatas: conjunto de possíveis soluções.

Segundo Linden (2008), nesse tipo de algoritmo, o GA, a população de indivíduos nele criada, é exposta a operadores genéticos, tais como: seleção, recombinação e mutação. O papel de cada um dos operadores citados é descrito a seguir:

- a) seleção: conforme Goldberg (1989), este operador cruza indivíduos de uma determinada população por meio de sorteios, de forma proporcional aos respectivos valores de avaliação de cada indivíduo, dada pela Equação 20;

$$p_i = \frac{\Phi(a_i)}{\sum_{j=1}^{\mu} \Phi(a_j)} \quad (20)$$

Onde:

μ representa o tamanho da população;

Φ define a função de avaliação.

Dessa forma, os indivíduos que apresentarem alto ajuste terão uma probabilidade maior de permanecerem na próxima população, enquanto teriam mais chance de desaparecerem caso apresentem menor ajuste (TANOMARU, 1995).

- b) recombinação: é realizado com probabilidade fixada pelo usuário (TANOMARU, 1995). Segundo Amasifen; Romero; Mantovani (2005), este operador troca parcelas de dois indivíduos, na busca por dois novos candidatos.
- c) mutação: corresponde a uma busca aleatória. Um valor de gene é trocado aleatoriamente para um alelo diferente e possível.

Os GA são adequados para problemas de maximização (LINDEN, 2008). Entretanto, conforme Bento; Kagan (2008), problemas de minimização, podem ser considerados de maximização, da forma expressa na Equação 21.

$$Max \{-f(\vec{x})\} = Min \{f(\vec{x})\} \quad (21)$$

Rajesh; Anand (2012) fizeram uso do GA na busca por parâmetros ótimos do processo de usinagem por descarga elétrica, visando minimização da rugosidade e maximização da taxa de remoção de material. Li et al. (2014) procurou reduzir o consumo de energia de operações do processo de fresamento em alumínio, utilizando algoritmo genético. JIANG et al. (2015) desenvolveram sua pesquisa ambicionando otimizar parâmetros de usinagem, por meio de um GA, a fim de minimizar consumo de fluido e custos.

Assim, esse trabalho busca a condição ou configuração ótima do processo de obtenção de furos de pequenas dimensões, a seco, na liga de titânio Ti-6Al-4V. Para isso serão executadas as etapas necessárias para a obtenção de uma função objetivo, por meio do método do Erro Quadrático Médio Multivariado Ponderado. Esta, então, será rodada em Algoritmo Genético, que será executado até o encontro das ditas condições ótimas.

4 PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS

4.1 CARACTERIZAÇÃO DA PESQUISA

A presente pesquisa caracteriza-se, quanto à classe, como axiomática quantitativa. Conforme Miguel et al. (2012), esse tipo de pesquisa é utilizada para encontrar soluções para o modelo usado, assegurando que tais soluções esclareçam a problematização considerada no estudo. Quanto a finalidade, o estudo é considerado uma pesquisa aplicada, pois segundo Gil (2010), a mesma busca gerar informações sobre uma aplicação particular.

Ademais, o estudo foi definido como uma pesquisa explicativa e um estudo de caso, respectivamente, quanto sua classificação referente aos objetivos mais gerais e quanto aos métodos utilizados. De acordo com Gil (2010), a primeira é considerada como aquela que visa determinar fatores influentes em algum fenômeno, enquanto que o estudo de caso, por meio de um ou vários objetos de coleta de dados, busca informações aprofundadas e detalhadas sobre o tema.

4.2 CARACTERIZAÇÃO DO BANCO DE DADOS

Para o presente estudo foi utilizado um banco de dados secundário, disponível na literatura, proveniente da pesquisa de Prasanna et al., (2014), que pode ser visto na Tabela 2.

Conforme Prasanna et al. (2014), os dados apresentados referem-se a experimentos de obtenção convencional de furos de pequenas dimensões, a seco, utilizando brocas helicoidais de carboneto com diâmetro de 0,4 mm em chapa de liga de titânio Ti-6Al-4V de 0,4 mm de espessura. Os experimentos foram realizados em um centro de usinagem vertical de três eixos (VMC 100) com controle numérico computadorizado (CNC) (Figura 17).

Tabela 2 – Banco de dados utilizado

Avanço (f) (mm/min)	Rotação do eixo (N) (min ⁻¹)	Pressão do ar (P) (bar)	Sobremedida (s) (μm)	Conicidade (con) (°)	Circularidade (circ) (μm)	Força de avanço (F _f) (N)
5	2000	2	46,16	2,14	49	16,85
5	2000	4	42,05	1,94	43,5	15,26
5	2000	6	37,64	1,85	32,23	13,31
5	3500	2	51,08	1,58	36,75	12,88
5	3500	4	46,16	1,48	33,35	11,47
5	3500	6	47,26	1,39	26,25	10,655
5	5000	2	54,00	0,89	21,76	9,644
5	5000	4	49,54	0,75	18,98	8,545
5	5000	6	51,76	0,63	19,98	8,42
10	2000	2	43,17	0,98	53,62	12,88
10	2000	4	38,69	0,84	42,21	11,72
10	2000	6	34,97	0,65	35,26	10,25
10	3500	2	45,04	0,68	42,23	11,96
10	3500	4	41,68	0,85	35,23	10,25
10	3500	6	43,17	0,78	30,25	9,033
10	5000	2	47,28	0,65	31,26	11,72
10	5000	4	44,29	0,62	24,26	10,37
10	5000	6	39,79	0,58	19,77	9,88
15	2000	2	38,69	1,65	65,89	11,11
15	2000	4	34,99	1,52	55,26	9,125
15	2000	6	31,98	1,256	48,58	8,56
15	3500	2	41,37	1,11	55,23	10,87
15	3500	4	35,96	0,94	45,23	9,033
15	3500	6	33,87	1,12	39,26	8,76
15	5000	2	43,26	1,05	48,56	9,32
15	5000	4	39,66	1,21	35,89	8,301
15	5000	6	36,09	1,26	26,23	7,324

Fonte: PRASANNA et al. (2014).

Conforme o autor, foram realizadas 27 corridas experimentais nas quais foram variados o avanço (f), a rotação do eixo (N) e a pressão do ar (P), a fim de se analisar quatro variáveis de saída: sobremedida (s), conicidade (con), circularidade (circ) e força de avanço (F_f), de acordo com o que está contido na Tabela 2. A inclusão da força de avanço foi justificada pelo autor, visto que, a mesma, afeta significativamente na dinâmica de usinagem. Vale ressaltar que, segundo Prasanna et al. (2014), cada corrida foi realizada três vezes, buscando garantir a confiabilidade dos dados.

Figura 17 – Centro de usinagem vertical VMC 100



Fonte: Prasanna et al., 2014.

A avaliação das variáveis: sobremedida, conicidade e circularidade, foi realizada por meio de um Dispositivo de Medição de Vídeo (VMS 2010 F), ilustrado na Figura 18. Enquanto que a força de avanço foi medida por um dinamômetro, cujos valores foram enviados para um amplificador de carga e armazenados em um computador (PRASANNA et al., 2014).

Figura 18– Dispositivo de Medição de Vídeo VMS 2010 F



Fonte: Prasanna et al., 2014.

4.3 MÉTODO EXPERIMENTAL

A otimização do processo de obtenção de furos de pequenas dimensões, a seco, em liga de titânio Ti-6Al-4V, por meio da aplicação do método do Erro Quadrático Médio Multivariado Ponderado (EQMMP) será realizada em duas etapas. Assim, serão realizadas as etapas para a obtenção da formulação do EQMMP, que estão descritas na Figura 15. Para realização das mesmas, serão utilizados softwares como *Statistica* 9.1 e MINITAB 17® (versão DEMO)

Por fim, na etapa 2, pretende-se usar nas formulações geradas, para obtenção dos pontos ótimos, os algoritmos de otimização. Fazendo-se uso, nesse caso, do Algoritmo Genético (GA), como sugerido por Gomes et al. (2013), por meio do método de solução *evolutionary* do *solver* Microsoft Office Excel ®.

Vale ressaltar que, anterior a aplicação do EQMMP, será aplicado a sua versão sem ponderação, o Erro Quadrático Médio Multivariado (EQMM), visando, posteriormente, uma comparação entre configurações resultantes de ambos.

4.3.1 Etapas para obtenção do EQMMP

Inicialmente, foi verificado se as variáveis de saída (características de qualidade) seguem distribuição normal, por meio do teste de normalidade de Shapiro-Wilk, com 95% de confiança. Caso o resultado do teste permita inferir que os dados seguem distribuição normal, o pressuposto para utilização do EQMMP, que implica na necessidade de existência de uma estrutura de correlação entre as variáveis, pode ser verificado por meio do coeficiente de correlação de Pearson. Isso é possível, por meio da geração de uma matriz de correlação, como a da Equação 10.

Verificando a existência de estrutura de correlação entre as variáveis, parte-se para os procedimentos de obtenção da formulação do EQMMP.

Assim, o próximo passo foi a realização da Análise de Componentes Principais (ACP). No caso do EQMMP, a mesma é realizada considerando a matriz de variância e covariância (Equação 9). Previamente a sua realização, as variáveis de saída deverão ser padronizadas e, então ponderadas, de acordo com a importância considerada para cada variável, perante ao processo. A padronização foi obtida conforme Equação 22.

$$Z_{saída,i} = \frac{X_i - \mu_{saída}}{\sigma_{saída}} \quad (22)$$

Onde:

$Z_{saída,i}$ é a variável padronizada;

$\mu_{saída}$ é a média da variável;

X_i é o valor medido em cada corrida para a variável;

$\sigma_{saída}$ é o desvio padrão da variável.

Os resultados obtidos via realização da ACP, como autovalores, explicação acumulada, autovetores e escores, foram tabulados e analisados. Mediante a isso, será estabelecido o número de componentes principais que iram representar o conjunto de dados. Esse número será definido pelo critério de Kaiser, que define que devem-se selecionar os componentes principais cujos autovalores sejam superiores a 1.

Feito isso, parte-se para o desenvolvimento e ajuste dos modelos de superfície de resposta dos componentes principais selecionados, conforme Equação 14. Para tal modelagem, deverão ser utilizados os valores de escores obtidos por meio da ACP.

A etapa seguinte é a obtenção dos alvos em termos dos componentes principais. Para que sejam calculados, se faz uso da equação presente na Figura 14, segundo a qual faz-se necessário a realização do somatório das multiplicações entre autovetores obtidos via ACP para cada resposta e os valores de alvo padronizados em termos das variáveis em estudo. Esses valores de alvo, serão definidos por meio da minimização individual de cada variável. Para que isso seja possível, deverão ser desenvolvidos e ajustados os modelos quadráticos completos de cada variável e, esses serão sim, submetidos a minimização pela ferramenta *Solver* do Microsoft Excel®.

Por fim, as informações obtidas, são aplicadas a formulação do EQMMP, exposta na Figura 14. Tal formulação será submetida a minimização pela ferramenta *Solver* do Microsoft Excel®, valendo-se do método *Evolucionary*. Isso permitirá a obtenção dos valores das variáveis de entradas que trarão a minimização das variáveis de saída.

Como foi mencionado, anterior a aplicação do EQMMP, será realizada a aplicação do EQMM, a fim de demonstrar a necessidade de aplicação do mesmo. De acordo com a literatura exposta nos tópicos de referencial teórico deste estudo, as aplicações do EQMM e EQMMP são muito semelhantes. A diferença está no fato de que no EQMM, considera-se igual importância das variáveis de saída, perante ao processo, logo, não se faz necessário as etapas de padronização e ponderação e, por isso, a ACP é realizada utilizando-se a matriz de correlação. Os demais passos são semelhantes. Vale ressaltar que a formulação de ambas, também diferem. A formulação do EQMM é apresentada na Figura 14.

Realizados os dois métodos, o passo seguinte é a comparação entre os resultados obtidos. Isso permitirá demonstrar a eficiência da otimização, quando consideradas diferentes importâncias para as variáveis de saída.

5 RESULTADOS

Os resultados do teste de normalidade de Shapiro-Wilk são apresentados na Tabela 3, com 5% de significância.

Tabela 3 – Teste de normalidade das características de qualidade

Teste	Variável	Estatística	P-valor
Shapiro-Wilk	Sobremedida	0,98046	0,87250
	Conicidade	0,92840	0,06314
	Circularidade	0,96802	0,55048
	Força de avanço	0,92567	0,05416

Fonte: o autor.

Observados os resultados na Tabela 3, pode-se concluir que as variáveis analisadas seguem distribuição normal, visto que os resultados de p-valor, de todas as variáveis, foram maiores que o nível de significância estabelecido.

Considerando a normalidade das variáveis em estudo, utilizou-se o coeficiente de correlação de Pearson para identificar se as variáveis estão, ou não, correlacionadas. Para isso, apresenta-se na Tabela 4, a matriz de correlação entre as mesmas.

Tabela 4 – Matriz de correlação das características de qualidade

Variáveis	Sobremedida	Conicidade	Circularidade	Força de avanço
Sobremedida	1,0000 p= ---			
Conicidade	-0,1221 p=0,544	1,0000 p= ---		
Circularidade	-0,4424 p=0,021	0,4498 p=0,018	1,0000 p= ---	
Força de avanço	0,2335 p=0,241	0,5609 p=0,002	0,3121 p=0,113	1,0000 p= ---

Fonte: o autor.

De acordo com a matriz de correlação supracitada percebe-se a existência de uma estrutura de correlação significativa entre as variáveis, a um nível de significância de 5%. O coeficiente de correlação entre sobremedida e circularidade mostra-se com um valor de -0,4424, representando que há uma correlação moderada e negativa entre as variáveis. Enquanto que os coeficientes de correlação entre circularidade e conicidade e entre força de avanço e conicidade

são, respectivamente, 0,4498 e 0,5609, indicando que existe correlação moderada e positiva, para ambos os casos. Dessa forma, embora a estrutura de correlação não seja forte, a mesma existe, indicando que o EQMM e EQMMP são apropriados para a otimização das características de qualidade consideradas.

Portanto, na sequência do estudo, serão apresentadas duas formas de otimização para o processo. A primeira refere-se ao uso do EQMM e a segunda ao uso do EQMMP. O uso do EQMM será realizado, para justificar a necessidade de se haver a consideração de diferentes importâncias para as respostas analisadas.

5.1 OTIMIZAÇÃO PELO EQMM

5.1.1 Análise de Componentes Principais

O passo seguinte, visando à obtenção da formulação EQMM, é a realização da Análise de Componentes Principais da matriz de correlação, sobre as características de qualidade. Assim, a Tabela 5 apresenta os resultados gerados pelo Software MINITAB 17® (versão DEMO) após aplicação da Análise de Componentes Principais da matriz de correlação.

Tabela 5 – Análise de Componentes Principais da matriz de correlação

	CP₁	CP₂	CP₃	CP₄
Autovalor	1,9295	1,3212	0,4445	0,3048
Proporção	0,482	0,330	0,111	0,076
Acumulado	0,482	0,813	0,924	1,000
Autovetores				
Sobremedida	-0,225	0,770	-0,261	0,536
Conicidade	0,609	0,161	0,688	0,359
Circularidade	0,571	-0,328	-0,637	0,401
Força de avanço	0,503	0,523	-0,227	-0,650

Fonte: o autor.

Conforme a Tabela 5, percebe-se que 4 componentes (CP₁, CP₂, CP₃, CP₄) explicam 100% do conjunto de variáveis analisadas. Considerando o critério de Kaiser, selecionam-se os dois primeiros componentes principais, visto CP₁ e CP₂ que apresentam autovalores superiores a 1. Isso representa uma explicação de 81,3% do conjunto de dados original.

Os valores de autovetores representam a correlação de cada variável, em cada componente (LOSS et al., 2009). Assim, nota-se que o CP₁ está mais fortemente correlacionado com as características conicidade e circularidade, respectivamente 0,609 e 0,571. Enquanto que

o CP₂ apresenta essa relação quando referente a sobremedida e força de avanço, respectivamente, 0,770 e 0,523.

5.1.2 Modelos matemáticos para os componentes principais

Mediante a escolha dos componentes principais, os mesmos são submetidos ao desenvolvimento de modelos de superfície de resposta. Para tal, serão utilizados os escores obtidos via ACP, tanto para o CP₁ quanto para o CP₂, apresentados na Tabela 6. Os escores podem ser considerados as coordenadas de cada observação nos eixos de cada componente principal.

Tabela 6 – Escores obtidos via ACP para CP₁ e CP₂

CP ₁	CP ₂
3,178	2,062
2,447	1,212
1,533	0,430
0,748	1,895
0,325	0,961
-0,354	1,069
-1,741	1,662
-2,139	0,832
-2,373	1,027
1,004	0,181
0,197	-0,439
-0,574	-1,166
-0,215	0,403
-0,561	-0,201
-1,221	-0,185
-0,902	0,922
-1,456	0,380
-1,654	-0,230
2,264	-0,913
1,288	-1,641
0,605	-2,094
0,870	-0,529
-0,031	-1,480
-0,038	-1,599
0,055	-0,491
-0,399	-0,817
-0,857	-1,249

Fonte: o autor.

Para a obtenção dos modelos dos dois componentes principais escolhidos, será utilizado o Software MINITAB 17® (versão DEMO). Os modelos serão desenvolvidos usando valores de variáveis codificados pois unidades não codificadas frequentemente conduzem para colinearidade entre os termos no modelo. Isso faz com que aumente a variabilidade nos coeficientes estimados, implicando em dificuldades de interpretação (PAIVA et al., 2008). Sendo -1, 0 e 1 os valores codificados para nível baixo, médio e alto, respectivamente, para cada variável em estudo. Vale ressaltar que optou-se por modelos de superfície de resposta quadráticos completos, visto que assim, o aumento do erro é contido (PAIVA et al., 2008). Os coeficientes estimados são apresentados na Tabela 7.

Tabela 7 – Coeficientes estimados para os modelos de superfície de resposta completos de CP₁ e CP₂ ($\alpha=5\%$)

	CP ₁	CP ₂
Constante	-0,687	-0,133
f	0,1185	-1,2202
N	-1,3005	0,2447
P	-0,5664	-0,5106
f ²	0,897	0,0560
N ²	0,079	-0,0556
P ²	0,055	0,1989
f*N	0,671	0,1895
f*P	-0,008	0,0069
N*P	0,215	0,1345

Fonte: o autor.

A estimação dos coeficientes apresentados na Tabela 7 foi estabelecida por meio do Método dos Mínimos Quadrados Ordinários (OLS). Percebe-se, em negrito, que há coeficientes significativos para ambos os modelos, ao nível de 5% de significância. Entretanto, os modelos precisam ser reduzidos, a fim de que sejam ajustados.

A adequação dos dois modelos foi examinada por meio de ANOVA, utilizando o Software MINITAB 17® (versão DEMO). Para tal, valeu-se dos valores dos coeficientes de determinação ajustados ($R^2(aj.)$), visto que representam a o quanto o modelo explica a variabilidade da respostas estimada. Os resultados da ANOVA encontram-se na Tabela 8. Na qual G.L são os graus de liberdade; SQ é a soma dos quadrados; QM são os quadrados médios; F o valor do teste e; p o p-valor.

Tabela 8 – ANOVA de CP₁ e CP₂

CPs	G.L		SQ (aj.)		QM (aj.)		F	p	R ² (aj.) (%)	S
	Reg.	Res.	Reg.	Res.	Reg.	Res.				
CP ₁	9	17	47,31	2,86	5,26	0,17	31,28	0,00	91,29	0,410
CP ₂	9	17	33,49	0,86	3,72	0,05	73,73	0,00	96,18	0,225

Fonte: o autor.

Por meio da ANOVA, percebe-se que ambos os modelos mostram-se adequados, vistos os seus elevados coeficientes de determinação ajustados ($R^2(\text{aj.})$), respectivamente 91,29% e 96,18% para CP₁ e CP₂. Entretanto, decidiu-se reduzir os modelos a fim de melhorar seus ajustes. Os coeficientes não significativos foram retirados do modelo, desde que tal ação, gerasse o aumento de $R^2(\text{aj.})$ e redução da variância (S), caso contrário, foram mantidos. Os coeficientes para os modelos quadráticos reduzidos apresentam-se na Tabela 9.

Tabela 9 – Coeficientes estimados para os modelos de superfície de resposta quadráticos reduzidos de CP₁ e CP₂.

	CP ₁	CP ₂
Constante	-0,972	-0,1326
f	0,1185	-1,2202
N	-1,4874	0,2447
P	-0,5625	-0,5106
f ²	1,271	-
N ²	-	-
P ²	-	0,1989
f*N	0,6710	0,1895
f*P	-	-
N*P	0,2212	0,1345

Fonte: o autor.

A título de comparação, a Tabela 10 apresenta a variação nos valores de $R^2(\text{aj.})$ e S para os modelos completos e ajustados, acima mencionados.

Tabela 10 – Comparação entre modelos completos e reduzidos de CP₁ e CP₂

	R ² (aj.) (%)		Variância (S)	
	Modelo completo	Modelo ajustado	Modelo completo	Modelo ajustado
CP ₁	91,29	96,91	0,410	0,243
CP ₂	96,18	96,61	0,225	0,212

Fonte: o autor.

Conforme resultados apresentados a Tabela 10, há indicativo de que os modelos desenvolvidos apresentam confiabilidade significativa. Justifica-se isso em função de seus valores de R^2 (aj.) e S. Vale ressaltar que os resíduos foram analisados e os que, por ventura, ultrapassaram $[-2;+2]$ desvios padrão (observações influentes), foram retirados da análise. Nota-se que todos os modelos, após ajustes, passaram a representar maior explicação, ou seja, um maior valor de R^2 (aj.) e uma menor variância. Assim, os modelos matemáticos para CP_1 e CP_2 são apresentados pelas Equações 23 e 24, respectivamente.

$$CP_1 = -0,972 + 0,1185 f - 1,4874 N - 0,5625 P + 1,271 f^2 + 0,6710 f*N + 0,2212 N*P \quad (23)$$

$$CP_2 = -0,1326 - 1,2202 f + 0,2447 N - 0,5106 P + 0,1989 P^2 + 0,1895 f*N + 0,1345 N*P \quad (24)$$

O passo seguinte para a obtenção da formulação EQMM é a determinação dos alvos em função dos componentes principais. Para isso, faz-se necessário que antes sejam definidos os alvos para cada uma das quatro características de qualidade em estudo.

Os alvos em termos de cada característica de qualidade serão definidos por meio da minimização individual de cada uma. Assim, inicialmente serão desenvolvidos os modelos quadráticos para cada característica e, na sequência, os mesmos serão otimizados, buscando sua minimização. Após isso, serão definidos os alvos em função dos componentes principais. Vale ressaltar que, os modelos quadráticos desenvolvidos para as respostas, por Prasanna et al. (2014), não serão utilizados, em função de que, no presente estudo, serão utilizados valores codificados de variáveis, assim como utilizados no desenvolvimento dos modelos quadráticos para CP_1 e CP_2 .

5.1.3 Cálculo dos alvos para as características de qualidade

Como mencionado anteriormente, os modelos quadráticos completos referentes as características de qualidade serão estabelecidas da mesma maneira como os de CP_1 e CP_2 foram desenvolvidos, utilizando-se, também, o Software MINITAB 17® (versão DEMO). A Tabela 11 apresenta os coeficientes estimados para os modelos de superfície de resposta completos das características de qualidade: sobremedida, conicidade, circularidade e força de avanço.

Tabela 11 – Coeficientes estimados para os modelos de superfície de resposta completos de sobremedida, conicidade, circularidade e força de avanço ($\alpha=5\%$)

	Sobremedida	Conicidade	Circularidade	Força de avanço
Constante	41,884	0,7162	34,94	10,598
f	-4,988	-0,0852	7,685	-1,368
N	3,185	-0,2881	-9,937	-1,419
P	-2,973	-0,0674	-7,027	-1,169
f ²	0,298	0,5837	4,097	-0,372
N ²	-0,954	0,0337	-0,851	0,154
P ²	1,141	-0,0030	0,794	0,293
f*N	-1,342	0,2295	0,413	1,247
f*P	-0,567	0,0472	-2,213	0,028
N*P	0,544	0,0745	1,403	0,305

Fonte: o autor.

A Tabela 11 expõem, em negrito, os coeficientes significativos para cada modelo, a um nível de 5% de significância. Na sequência, realizou-se o teste de ANOVA para analisar a adequação dos modelos desenvolvidos. Tal teste encontra-se na Tabela 12.

Tabela 12 – ANOVA de sobremedida, conicidade, circularidade e força de avanço

	G.L		SQ (aj.)		QM (aj.)		F	p	R ² (aj.) (%)	S
	Reg.	Res.	Reg.	Res.	Reg.	Res.				
s	9	17	832,34	42,27	92,48	2,49	37,19	0,00	92,61	1,577
con.	9	17	4,48	0,59	0,50	0,03	14,26	0,00	82,11	0,187
circ.	9	17	3922,5	84,11	435,8	4,95	88,09	0,00	96,79	2,224
F _f	9	17	115,81	11,09	12,86	0,65	19,72	0,00	86,63	0,808

Fonte: o autor.

Conforme o valor de R² (aj.), apresentado na Tabela 12, percebe-se que a explicação dos quatro modelos desenvolvidos, foi superior a 80%. Entretanto, os mesmos serão submetidos a ajustes, sob as mesmas condições dos ajustes realizados anteriormente, quanto a CP₁ e CP₂. Os modelos ajustados estão expressos nas Equações 25, 26, 27 e 28.

$$\begin{aligned} \text{Sobremedida} = & 41,115 - 5,213 f + 3,162 N - 2,735 P + 0,498 f^2 + 1,380 P^2 \\ & - 1,003 f*N - 0,905 f*P + 0,509 N*P \end{aligned} \quad (25)$$

$$\begin{aligned} \text{Conicidade} = & 0,7367 - 0,0852 f - 0,2881 N - 0,0674 P + 0,5837 f^2 + 0,2295 f*N \\ & + 0,0745 N*P \end{aligned} \quad (26)$$

$$\begin{aligned} \text{Circularidade} = & 35,591 + 7,120 f - 10,502 N - 6,462 P + 3,910 f^2 - 1,038 N^2 \\ & - 1,933 f \cdot P + 1,684 N \cdot P \end{aligned} \quad (27)$$

$$\begin{aligned} \text{Força de avanço} = & 10,109 - 1,368 f - 1,812 N - 1,160 P + 0,415 f^2 + 1,247 f \cdot N \\ & + 0,318 N \cdot P \end{aligned} \quad (28)$$

A análise dos valores apresentados na Tabela 13 permite notar a relevância dos ajustes realizados, perante a explicação e variância dos modelos.

Tabela 13 – Comparação entre modelos completos e ajustados de sobremedida, conicidade, circularidade e força de avanço

	R ² (aj.) (%)		Variância (S)	
	Modelo completo	Modelo ajustado	Modelo completo	Modelo ajustado
Sobremedida	92,61	97,76	1,577	0,906
Conicidade	82,11	83,93	0,187	0,177
Circularidade	96,79	98,08	2,224	1,758
Força de avanço	86,63	96,45	0,808	0,439

Fonte: o autor.

Embora, conforme Tabela 13, a explicação de um dos modelos (conicidade), apresente-se relativamente menor que os demais, o mesmo possui boa explicação, superior a 80%. Dessa forma, mediante ao ajuste dos modelos, torna-se possível a obtenção dos alvos em função das quatro características de qualidade em estudo. Para isso, os modelos obtidos serão submetidos à ferramenta Solver do Software Microsoft Excel®, a fim de otimizá-los individualmente, visando sua minimização. Os alvos obtidos estão expressos na Tabela 14. Esses alvos representam a otimização individual de cada característica.

Tabela 14 – Alvos em termos das características de qualidade

	Sobremedida	Conicidade	Circularidade	Força de avanço
Alvo	33,25µm	0,43°	17,55µm	7,45N

Fonte: o autor.

Portanto, por meio dos alvos obtidos, torna-se possível o cálculo dos alvos em termos dos componentes principais.

5.1.4 Cálculo dos alvos em termos dos componentes principais

Os alvos dos componentes principais CP₁ e CP₂ referem-se ao somatório da multiplicação entre autovetor e variável padronizada de cada característica de qualidade, como representado pela equação de obtenção de ζ_{PC} , na Figura 14. Para tal, apresentam-se na Tabela 15 os dados necessários para o cálculo.

Tabela 15 – Dados para o cálculo dos alvos em termos dos componentes principais

	Sobremedida	Conicidade	Circularidade	Força de avanço
Média	42,71	1,13	37,63	10,65
Desvio Padrão	5,80	0,442	12,41	2,21
Alvo	33,25	0,43	17,55	7,45
Variável alvo padronizada	-1,54	-1,57	-1,62	-1,45
Objetivo	Minimizar	Minimizar	Minimizar	Minimizar
Autovetor CP ₁	-0,225	0,609	0,571	0,503
Autovetor CP ₂	0,770	0,161	-0,328	0,523

Fonte: o autor

Assim, por meio da realização do cálculo supracitado, apresentam-se os valores de alvos para CP₁ e CP₂ na Tabela 16.

Tabela 16 – Alvos em termos dos componentes principais

	CP ₁	CP ₂
Alvos	-2,264	-1,666

Fonte: o autor.

5.1.5 Formulação EQMM

Completados os passos anteriores, torna-se possível a obtenção da formulação matemática para otimização por meio do EQMM, apresentada como Min MMSE_T na Figura 14. A formulação obtida está representada pela Equação 29 e sujeita a restrição contida na Equação 30.

$$\text{Min EQMM} = \left\{ \left[(CP_1 - (-2,264))^2 + 1,9295 \right] \cdot \left[(CP_2 - (-1,666))^2 + 1,3212 \right] \right\}^{\frac{1}{2}} \quad (29)$$

$$\text{sujeito a: } -1 \leq f, N, P \leq 1 \quad (30)$$

A modelagem da função objetivo supracitada, foi feita por meio de algoritmo evolucionário disponível no método *Evolutionary* do *Solver* do *Microsoft Excel*®. A Figura 19 demonstra a planilha desenvolvida no Software, assim como o resultado da modelagem.

Figura 19 – Planilha desenvolvida para a otimização via EQMM.

Modelos ajustados dos CPs					Modelos ajustados das características de qualidade								
	Coef.	CP ₁	Coef.	CP ₂	Coef.	s	Coef.	con	Coef.	circ	Coef.	Ff	
Constante	-0,9720	-0,9720	-0,1326	-0,1326	Constante	41,1150	41,1150	0,7367	0,7367	35,5910	35,5910	10,1090	10,1090
f	0,1185	0,0646	-1,2202	-0,6656	f	-5,2130	-2,8436	-0,0852	-0,0465	7,1200	3,8838	-1,3680	-0,7462
N	-1,4874	-1,1197	0,2447	0,1842	N	3,1620	2,3804	-0,2881	-0,2169	-10,5020	-7,9061	-1,8120	-1,3641
P	-0,5625	-0,5625	-0,5106	-0,5106	P	-2,7350	-2,7350	-0,0674	-0,0674	-6,4620	-6,4620	-1,1600	-1,1600
f ²	1,2710	0,3782	0,0000	0,0000	f ²	0,4980	0,1482	0,5837	0,1737	3,9100	1,1634	0,4150	0,1235
N ²	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	N ²	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	-1,0380	-0,5883	0,0000	0,0000
P ²	0,0000	0,0000	0,1989	0,1989	P ²	1,3800	1,3800	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
f*N	0,6710	0,2755	0,1895	0,0778	f*N	-1,0030	-0,4119	0,2295	0,0942	0,0000	0,0000	1,2470	0,5121
f*P	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	f*P	-0,9050	-0,4937	0,0000	0,0000	-1,9330	-1,0544	0,0000	0,0000
N*P	0,2212	0,1665	0,1345	0,1013	N*P	0,5090	0,3832	0,0745	0,0561	1,6840	1,2678	0,3180	0,2394
Modelo		-1,7693		-0,7466	Modelo		38,9226		0,7299		25,8952		7,7136
Alvo		-2,2640		-1,6660	Alvo		33,2500		0,4300		17,5500		7,4500
R ² (aj.)		96,91%		96,61%	R ² (aj.)		97,76%		83,93%		98,08%		96,45%
Autovalor		1,9295		1,3212									
Explicação		48,20%		33,00%									
Acumulada		48,20%		81,30%									

Função objetivo			
Min EQMM =			2,1703

Variáveis	f	N	P
Codificada	0,5455	0,7528	1,0000
Descodificada	12,7274	4629,2323	6,0000

Fonte: o autor.

As configurações usadas para a execução da modelagem, visando a obtenção da minimização da função EQMM, seguiram o padrão de Gomes et al. (2013). Assim, considerou-se uma convergência de 0,0001, 1000 iterações, uma população de 150 e uma taxa de mutação de 0,05, com 95% de fiabilidade.

Dessa forma, chegou-se na minimização da função EQMM, com um valor de 2,1703. Esse valor foi obtido por meio da combinação de valores de parâmetros expressos na Tabela 17. Os valores de respostas otimizadas também podem ser vistos na mesma.

Tabela 17 – Combinação de parâmetros ótimos para a minimização do EQMM e resultados otimizados

f	N	P	Sobremedida	Conicidade	Circularidade	Força de avanço
12,73 mm/min	4929,23 min ⁻¹	6 bar	38,92 µm	0,73°	25,89 µm	7,71 N

Fonte: o autor.

Por meio de uma análise comparativa entre os resultados otimizados apresentados na Tabela 17, com seus respectivos alvos, pode-se dizer que a otimização não foi satisfatória. Visto que a otimização das características de qualidade relativas ao furo resultante (sobremedida, conicidade e circularidade), mostraram-se em desvantagem, quando comparadas a otimização da força de avanço, que caracteriza a qualidade durante o processo, e não do furo obtido. Essa comparação pode ser realizada, analisando-se as distâncias dos valores otimizados quanto aos seus alvos. As distâncias foram de 15%, 41%, 32% e 3%, respectivamente, para sobremedida, conicidade, circularidade e força de avanço.

Portanto, visando melhorar os resultados relativos as três características que mostraram-se em desvantagem (sobremedida, conicidade e circularidade), decidiu-se aplicar o EQMMP. Por meio do mesmo, diferentes pesos poderão ser atribuídos as características, a fim de suprir a desvantagem supracitada.

5.2 OTIMIZAÇÃO PELO EQMMP

A insatisfação para com a otimização anterior, se deu pelo fato das características de qualidade do furo, terem sido consideradas de mesma importância que a característica de qualidade do processo. Isso fez com que a otimização da qualidade do furo resultante, fosse desfavorecida em função da otimização da força de avanço. Para contornar isso, empregou-se o EQMMP. O mesmo, permite incluir um grau de importância para as características, mediante a atribuição de ponderações aos valores padronizados das variáveis originais. Assim, aquelas variáveis que receberem um maior valor de ponderação, terão suas otimizações favorecidas pela configuração de processo dada pelo método de otimização. As etapas dos EQMMP são descritas na Figura 15, e são realizadas a seguir.

Inicialmente, realiza-se a padronização das variáveis de resposta (características de qualidade), conforme Etapa 1. Isso permitirá a unificação dos dados. As características de qualidade padronizadas são apresentadas na Tabela 18.

Dada a padronização das características de qualidade, as mesmas puderam ser ponderadas. Vale ressaltar que a ponderação é feita nesta fase porque não se pode atribuir pesos diretamente na função objetivo, pelo fato da mesma ser em função dos componentes principais (GOMES et al., 2013). Assim, conforme Etapa 2, foram atribuídos os pesos de 0,3; 0,3; 0,3 e 0,1 para sobremedida, conicidade, circularidade e força de avanço, respectivamente. As características de qualidade padronizadas e ponderadas são apresentadas na Tabela 19.

Tabela 18 – Características de qualidade padronizadas

Sobremedida	Conicidade	Circularidade	Força de avanço
0,681	2,295	0,916	2,807
-0,027	1,843	0,473	2,087
-0,787	1,639	-0,435	1,205
1,530	1,028	-0,071	1,010
0,681	0,802	-0,345	0,372
0,871	0,598	-0,917	0,003
2,033	-0,534	-1,278	-0,455
1,264	-0,850	-1,502	-0,952
1,647	-1,122	-1,422	-1,009
0,166	-0,330	1,288	1,010
-0,606	-0,647	0,369	0,485
-1,248	-1,077	-0,191	-0,180
0,488	-1,009	0,371	0,594
-0,091	-0,624	-0,193	-0,180
0,166	-0,783	-0,595	-0,731
0,875	-1,077	-0,513	0,485
0,359	-1,145	-1,077	-0,126
-0,417	-1,235	-1,439	-0,348
-0,606	1,186	2,276	0,209
-1,244	0,892	1,420	-0,689
-1,763	0,295	0,882	-0,945
-0,144	-0,036	1,418	0,100
-1,077	-0,420	0,612	-0,731
-1,438	-0,013	0,131	-0,855
0,181	-0,171	0,880	-0,601
-0,439	0,191	-0,140	-1,062
-1,055	0,304	-0,918	-1,505

Fonte: o autor.

Tabela 19 – Características de qualidade padronizadas ponderadas

Sobremedida*0,3	Conicidade*0,3	Circularidade*0,3	Força de avanço*0,1
0,204	0,689	0,275	0,281
-0,008	0,553	0,142	0,209
-0,236	0,492	-0,131	0,120
0,459	0,308	-0,021	0,101
0,204	0,240	-0,103	0,037
0,261	0,179	-0,275	0,000
0,610	-0,160	-0,384	-0,045
0,379	-0,255	-0,451	-0,095
0,494	-0,337	-0,427	-0,101
0,050	-0,099	0,386	0,101
-0,182	-0,194	0,111	0,049
-0,374	-0,323	-0,057	-0,018
0,147	-0,303	0,111	0,059
-0,027	-0,187	-0,058	-0,018
0,050	-0,235	-0,178	-0,073
0,262	-0,323	-0,154	0,049
0,108	-0,343	-0,323	-0,013
-0,125	-0,371	-0,432	-0,035
-0,182	0,356	0,683	0,021
-0,373	0,268	0,426	-0,069
-0,529	0,088	0,265	-0,095
-0,043	-0,011	0,425	0,010
-0,323	-0,126	0,184	-0,073
-0,431	-0,004	0,039	-0,085
0,054	-0,051	0,264	-0,060
-0,132	0,057	-0,042	-0,106
-0,316	0,091	-0,276	-0,150

Fonte: o autor.

Realizadas as etapas anteriores, dá-se sequência com a Análise de Componentes Principais (Etapa 3) sobre as características de qualidade padronizadas e ponderadas.

5.2.1 Análise de componentes principais

Como mencionado anteriormente, para o EQMMP, deve-se realizar a Etapa 3 da Figura 15, que diz respeito a execução da Análise de Componentes Principais acerca da matriz de variância-covariância (Tabela 20), sobre as características de qualidade padronizadas e devidamente ponderadas. Assim, a Tabela 21 apresenta os resultados gerados pelo Software MINITAB 17® (versão DEMO) após aplicação da Análise de Componentes Principais da matriz de variância-covariância.

Tabela 20 – Matriz de variância-covariância das características de qualidade padronizadas ponderadas

	Sobremedida	Conicidade	Circularidade	Força de avanço
Sobremedida	0,090			
Conicidade	-0,011	0,090		
Circularidade	-0,040	0,040	0,090	
Força de avanço	0,007	0,017	0,009	0,010

Fonte: o autor.

Tabela 21 – Análise de Componentes Principais da matriz de variância-covariância

	CP ₁	CP ₂	CP ₃	CP ₄
Autovalor	0,1535	0,08280	0,03857	0,00514
Proporção	0,548	0,296	0,138	0,018
Acumulado	0,548	0,844	0,982	1,000
Autovetores				
Sobremedida*0,3	-0,505	-0,719	0,454	-0,147
Conicidade*0,3	0,537	-0,659	-0,500	-0,165
Circularidade*0,3	0,671	0,013	0,735	-0,097
Força de avanço*0,1	0,082	-0,220	0,058	0,970

Fonte: o autor.

Conforme os autovalores expostos na Tabela 21 foram selecionados dois primeiros componentes principais (CP₁ e CP₂), visto que juntos, representam uma explicação de 84,4% do conjunto de dados original.

5.2.2 Modelos matemáticos para os componentes principais

Mediante a escolha dos componentes principais, os mesmos são submetidos ao desenvolvimento de modelos de superfície de resposta. Para tal, serão utilizados os escores obtidos via ACP, apresentados na Tabela 22.

Tabela 22 – Escores obtidos via ACP para CP₁ e CP₂

CP ₁	CP ₂
0,474	-0,659
0,413	-0,402
0,306	-0,182
-0,072	-0,556
-0,040	-0,315
-0,220	-0,310
-0,655	-0,328
-0,639	-0,090
-0,725	-0,117
0,189	0,012
0,066	0,250
-0,024	0,485
-0,157	0,082
-0,127	0,146
-0,277	0,133
-0,405	0,011
-0,457	0,147
-0,428	0,336
0,743	-0,099
0,612	0,113
0,484	0,347
0,302	0,042
0,213	0,334
0,235	0,332
0,117	0,011
0,060	0,080
0,011	0,197

Fonte: o autor.

Para a obtenção dos modelos dos dois componentes principais escolhidos, será utilizado o Software MINITAB 17® (versão DEMO), sob as mesmas considerações utilizadas na obtenção dos modelos anteriores. Assim, os coeficientes estimados são apresentados na Tabela 23.

Tabela 23 – Coeficientes estimados para os modelos de superfície de resposta quadráticos completos de CP₁ e CP₂ ($\alpha=5\%$)

	CP ₁	CP ₂
Constante	-0,1847	0,1949
f	0,2187	0,2398
N	-0,3546	0,0213
P	-0,0653	0,1502
f ²	0,2701	-0,2672
N ²	0,0239	0,0186
P ²	-0,0169	-0,0438
f*N	0,1300	-0,0650
f*P	-0,0038	-0,0010
N*P	0,0368	-0,0562

Fonte: o autor.

A adequação dos dois modelos foi examinada por meio de ANOVA, empregando-se o Software MINITAB 17® (versão DEMO). Os resultados de tal análise estão contidos na Tabela 24.

Tabela 24 – ANOVA de CP₁ e CP₂

CPs	G.L		SQ (aj.)		QM (aj.)		F	p	R ² (aj.) (%)	S
	Reg.	Res.	Reg.	Res.	Reg.	Res.				
CP ₁	9	17	3,86	0,13	0,43	0,01	56,86	0,00	95,08	0,087
CP ₂	9	17	1,97	0,04	0,22	0,04	21,54	0,00	87,67	0,101

Fonte: o autor

Por meio da ANOVA, percebe-se que ambos os modelos mostraram-se adequados, vistos seus elevados coeficientes de determinação ajustados ($R^2(\text{aj.})$). Entretanto, decidiu-se reduzir os modelos a fim de melhorar seus ajustes. Os ajustes foram realizados conforme os ajustes de modelos anteriores relacionados ao EQMM. Feito isso, apresentam-se as Equações 31 e 32, que representam os modelos de superfície de respostas reduzidos de CP₁ e CP₂, respectivamente.

$$\begin{aligned}
 \text{CP}_1 = & -0,1800 + 0,2187 f - 0,3546 N - 0,0653 P + 0,2701 f^2 + 0,1300 f*N \\
 & + 0,0368 N*P
 \end{aligned} \tag{31}$$

$$\begin{aligned}
 \text{CP}_2 = & 0,2238 + 0,2397 f + 0,0214 N + 0,1625 P - 0,2918 f^2 - 0,0315 P^2 \\
 & - 0,0651 f*N - 0,0562 N*P
 \end{aligned} \tag{32}$$

A título de comparação, a Tabela 25 apresenta a variação nos valores de $R^2(\text{aj.})$ e S para os modelos completos e reduzidos, acima mencionados.

Tabela 25 – Comparação entre modelos completos e reduzidos de CP_1 e CP_2

CPs	$R^2(\text{aj.})$ (%)		Variância (S)	
	Modelo completo	Modelo ajustado	Modelo completo	Modelo ajustado
CP_1	95,08	95,65	0,087	0,082
CP_2	87,67	91,17	0,101	0,087

Fonte: o autor.

Conforme os resultados apresentados na Tabela 25, há indicativo de que os modelos reduzidos desenvolvidos apresentam maior confiabilidade significativa. Justifica-se isso em função do aumento de seus valores de $R^2(\text{aj.})$ e da redução dos valores de S .

Dessa forma, depois de desenvolvidos os modelos de superfície de resposta reduzidos para os CPs, o passo seguinte para a obtenção da formulação EQMMP, é a determinação dos alvos em função dos componentes principais.

5.2.3 Cálculo dos alvos em termos dos componentes principais

Os alvos dos componentes principais CP_1 e CP_2 foram calculados conforme Etapa 4 da Figura 15, referente a EQMM. Assim, apresentam-se na Tabela 26, os dados necessários para o cálculo.

Tabela 26 – Dados para o cálculo dos alvos em termos dos componentes principais

	Sobremedida	Conicidade	Circularidade	Força de avanço
Média	42,71	1,13	37,63	10,65
Desvio Padrão	5,80	0,442	12,41	2,21
Alvo	33,25	0,43	17,55	7,45
Variável alvo padronizada	-1,54	-1,57	-1,62	-1,45
Objetivo	Minimizar	Minimizar	Minimizar	Minimizar
Autovetor CP_1	-0,505	0,537	0,671	0,082
Autovetor CP_2	-0,719	-0,659	0,013	-0,220

Fonte: o autor.

Assim, por meio da realização do cálculo supracitado, apresentam-se os valores de alvos para CP_1 e CP_2 na Tabela 27.

Tabela 27 – Alvos em termos dos componentes principais

	CP ₁	CP ₂
Alvos	-1,271	2,440

Fonte: o autor.

5.2.4 Formulação EQMMP

Completados os passos anteriores, torna-se possível a obtenção da formulação matemática para otimização por meio do EQMMP, apresentada como Min WMMSE_T na Figura 14. A formulação obtida é representada pela Equação 33 e está sujeita a restrição contida na Equação 34.

$$\begin{aligned} \text{Min EQMMP} = & \frac{0,548}{0,844} \left[(CP_1 - (-1,271))^2 + 0,1535 \right] \\ & + \frac{0,296}{0,844} \left[(CP_2 - (+2,440))^2 + 0,083 \right] \end{aligned} \quad (33)$$

$$\text{sujeito a: } -1 \leq f, N, P \leq 1 \quad (34)$$

A modelagem da função objetivo supracitada, foi feita por meio de algoritmo evolucionário disponível no método *Evolutionary* do *Solver* do *Microsoft Excel*®. A Figura 20 demonstra a planilha desenvolvida no software, assim como o resultado da modelagem.

As configurações usadas para a execução da modelagem, visando a obtenção da minimização da função EQMMP, seguiram o mesmo padrão seguido durante a aplicação do EQMM. A combinação de parâmetros do processo de furação estudado, que trás a minimização de 2,0292 para a função objetivo do EQMMP, é apresentada na Tabela 28, junto aos valores de respostas otimizados.

Conforme Tabela 28, percebe-se que houve redução significativa nas diferenças entre valores otimizados e valores alvo, com excessão do referido a resposta sobremedida. Os valores otimizados passaram a estar 23,92%, 4,67%, 8,03% e 0,14%, respectivamente, dos valores alvo de sobremedida, conicidade, circularidade e força de avanço.

Figura 20 – Planilha desenvolvida para a otimização via EQMMP.

Modelos reduzidos dos CPs					Modelos reduzidos das características de qualidade								
	Coef.	CP ₁	Coef.	CP ₂	Coef.	s	Coef.	con	Coef.	circ	Coef.	Ff	
Constante	-0,1800	-0,1800	0,2238	0,2238	Constante	41,1150	41,1150	0,7367	0,7367	35,5910	35,5910	10,1090	10,1090
f	0,2187	-0,0083	0,2397	-0,0091	f	-5,2130	0,1979	-0,0852	0,0032	7,1200	-0,2703	-1,3680	0,0519
N	-0,3546	-0,3546	0,0214	0,0214	N	3,1620	3,1620	-0,2881	-0,2881	-10,5020	-10,5020	-1,8120	-1,8120
P	-0,0653	-0,0653	0,1625	0,1625	P	-2,7350	-2,7350	-0,0674	-0,0674	-6,4620	-6,4620	-1,1600	-1,1600
F	0,2701	0,0004	-0,2918	-0,0004	F	0,4980	0,0007	0,5837	0,0008	3,9100	0,0056	0,4150	0,0006
N ²	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	N ²	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	-1,0380	-1,0380	0,0000	0,0000
P ²	0,0000	0,0000	-0,0315	-0,0315	P ²	1,3800	1,3800	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
f*N	0,1300	-0,0049	-0,0651	0,0025	f*N	-1,0030	0,0381	0,2295	-0,0087	0,0000	0,0000	1,2470	-0,0473
f*P	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	f*P	-0,9050	0,0344	0,0000	0,0000	-1,9330	0,0734	0,0000	0,0000
N*P	0,0368	0,0368	-0,0562	-0,0562	N*P	0,5090	0,5090	0,0745	0,0745	1,6840	1,6840	0,3180	0,3180
Modelo		-0,5759		0,3130	Modelo		43,7020		0,4511		19,0817		7,4602
Alvo		-1,2710		2,4400	Alvo		33,2500		0,4300		17,5500		7,4500
R ² (aj.)		95,65%		91,17%	R ² (aj.)		97,76%		83,93%		98,08%		96,45%
Autovalor		0,1535		0,0830									
Explicação		54,80%		29,60%									
Acumulada		54,80%		84,40%									

Função objetivo			
Min EQMMP =			2,0292

Varáveis	f	N	P
Codificada	-0,0380	1,0000	1,0000
Descodificada	9,8102	5000	6

Fonte: o autor.

Tabela 28 – Combinação de parâmetros ótimos para a minização do EQMMP e resultados otimizados

f	N	P	Sobremedida	Conicidade	Circularidade	Força de avanço
9,81 mm/min	5000 min ⁻¹	6 bar	43,7 µm	0,45°	19,08 µm	7,46 N

Fonte: o autor.

A piora da otimização da sobremedida se deu, possivelmente, pelo fato de conicidade e circularidade apresentarem uma correlação positiva significativa entre si, enquanto que circularidade e sobremedida apresentam correlação significativa negativa. Assim, no momento da ponderação, acabou que a importância de otimização de conicidade e circularidade representou um total de 0,6, acarretando no desfavorecimento da otimização da resposta sobremedida, embora ainda se mostrando como satisfatório.

Outro fato interessante foi a estabilidade do valor otimizado da força de avanço, mesmo depois de ser considerado de menor importância na otimização. Seu valor passou de 7,71N para 7,46N. A justificativa para isso, provavelmente deve-se ao fato de que, segundo Prasanna et al. (2014), a força de avanço tende a reduzir com o aumento da rotação do eixo e da pressão. Esse aumento da rotação do eixo e da pressão, acabou ocorrendo em função do favorecimento de

otimização atribuídos as características conicidade e circularidade. Como tais características sofrem minimização sob tais condições e a força de avanço é positivamente correlacionado com as mesmas, a otimização da força de avanço foi favorecida, mesmo que indiretamente.

6 CONCLUSÃO

Diante dos resultados encontrados, pode-se concluir que há uma estrutura de correlação entre sobremedida, conicidade, circularidade e força de avanço, resultantes de um processo de obtenção de furos de pequenas dimensões, a seco, em liga de titânio Ti-6Al-4V. Essa situação permitiu as características fossem otimizadas por meio do método do Erro Quadrático Médio Multivariado (EQMM) e do Erro Quadrático Médio Multivariado Ponderado (EQMMP).

Por meio da Análise de Componentes Principais (ACP), uma das etapas referentes ao EQMM, foi verificado que duas Componentes Principais explicam 81,3% do conjunto de dados original. O mesmo ocorreu na ACP aplicada durante o EQMMP, entretanto, a explicação foi de 84,4%.

A otimização resultante do EQMM, indica a combinação dos parâmetros: avanço de 12,73 mm/min; rotação do eixo principal de 4629,23 min^{-1} e; pressão do ar de 6 bar. Essa combinação gera valores otimizados de 38,92 μm de sobremedida, 0,73° de conicidade, 25,89 μm de circularidade e 7,71N de força de avanço, com uma confiança de 97,76%, 83,93%, 98,09% e 96,45%, respectivamente. Esses valores, quando comparados aos valores de otimização individual de cada característica, ou seja, seus alvos, mostram que ocorreu um desfavorecimento da otimização proporcionada, pelo EQMM, para as características de qualidade final do furo (sobremedida, conicidade e circularidade). Fato este que não ocorreu com a força de avanço, que é relativa a qualidade durante o processo. Visando melhorar a qualidade final do furo, decidiu-se por favorecer a otimização das características a ela vinculadas. Isso foi possível por meio da atribuição de pesos, permitida pelo EQMMP.

A configuração ótima de processo encontrada pelo EQMMP foi a combinação dos valores de 9,81 mm/min; 5000 min^{-1} e 6 bar, respectivamente, para avanço, rotação do eixo e pressão do ar. A configuração foi condicionada à minimização conjunta das características de qualidade do processo que foram analisadas, que tiveram valores otimizados de 43,7 μm para sobremedida; 0,45° para conicidade; 19,08 μm para circularidade e 7,46 N para força de avanço, com uma confiança de 97,76%, 83,93%, 98,09% e 96,45%, respectivamente. Tais resultados foram confrontados com a literatura da área, apresentando compatibilidade com os mesmos.

Comparando-se as configurações ótimas de processo obtidos via EQMM, EQMMP e por Prasanna et al. (2014), têm-se resultados aproximados. Conforme as três abordagens, a otimização conjunta das respostas se dá com o valor máximo considerado para rotação do eixo e da pressão do ar: 5000 min^{-1} e 6 bar, respectivamente. Entretanto, quando relacionado a configuração de avanço, houve variação relativamente maior entre as abordagens, sendo: 12,73;

9,81 e 10mm/min, respectivamente, os valores obtidos por meio do EQMM, EQMMP e por Prasanna et al. (2014).

Portanto, o método do EQMMP mostrou-se apropriado para a proposta de otimização do processo de obtenção de furos de pequenas dimensões, a seco, em liga de titânio Ti-6Al-4V. Espera-se que os resultados aqui explanados sirvam como aporte para futuros pesquisadores, possibilitando a elaboração de estudos futuros de qualidade e de importância e relevância acadêmica, não somente acerca do tema de otimização multi-objetivo de processo de furação, como dos demais processos de fabricação existentes. Ademais, sugere-se para trabalho futuros, o emprego do método EQMMP para otimização de outros processos, além dos de fabricação.

REFERÊNCIAS

ABNT NBR 6409. **Tolerâncias geométricas:** Tolerâncias de forma, orientação, posição e batimento - Generalidades, símbolos, definições e indicações em desenho. Disponível em: <http://www.daelt.ct.utfpr.edu.br/professores/cassilha/NBR%206409%20%20%20Tolerancias%20geometricas.pdf>. Acesso em: 02 mai 2016.

AMASIFEN, J. C. C.; ROMERO, R.; MANTOVANI, J. R. S. Algoritmos evolutivos dedicados à reconfiguração de redes radiais de distribuição sob demandas fixas e variáveis - estudo dos operadores genéticos e parâmetros de controle. **Sba Controle & Automação**, Campinas, v.16, n.3, 2005. Disponível em: http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0103-17592005000300004. DOI: 10.1590/S0103-17592005000300004.

ARANHA, F.; ZAMBALDI, F. **Análise Fatorial em Administração**. São Paulo: Cengage Learning, 2008

ASCENCIO, A. F. G. **Lógica de programação com Pascal**. São Paulo: Pearson Education/Makron Books, 1999.

BABANOVA, S. et al. Design of experiments and principal component analysis as approaches for enhancing performance of gas-diffusional air-breathing bilirubin oxidase cathode. **Journal of Power Sources**, v.245, 2014. Disponível em: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0378775313010288>. DOI: 10.1016/j.jpowsour.2013.06.031.

BALASUBRAMANIAM, V., BASKAR, N.; NARAYANAN, C. S. Effect of process parameters on the electrical discharge machining of aluminum metal matrix composites through a response surface methodology approach. **Science and Engineering of Composite Materials**. v.23, n.2, 2014. Disponível em: <https://www.degruyter.com/view/j/secm.2016.23.issue-2/secm-2013-0314/secm-2013-0314.xml>. DOI: 10.1515/secm-2013-0314.

BARKER, T. B. **Quality by experimental design**. 2. ed. New York: Marcel Dekker, Inc., 1994.

BARTON, R. R. **Encyclopedia of Operations Research and Management Science**. New Delhi: Springer US, 2013.

BENTO, E. P.; KAGAN, N. Algoritmos genéticos e variantes na solução de problemas de configuração de redes de distribuição. **Sba Controle & Automação**, Natal, v.19, n. 3, 2008. Disponível em: http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0103-17592008000300006. DOI: 10.1590/S0103-17592008000300006

CAVALCANTE, F. J. N. **Análise de utilização de broca escalonada de canal reto no processo de furação em uma liga de alumínio utilizada na indústria automotiva**. 2010. 123 p. Dissertação (Mestrado em Engenharia Mecânica e de Materiais) - Universidade Tecnológica Federal Do Paraná, Curitiba, 2010.

CHANDRASEKARAN, M. et al. Application of soft computing techniques in machining performance prediction and optimization: a literature review. **Int J Adv Manuf Technol** v.46, 2010. Disponível em: <<http://link.springer.com/article/10.1007/s00170-009-2104-x>>. DOI 10.1007/s00170-009-2104-x.

COLLETTE, Y.; SIARRY, P. Multiobjective Optimization: Principles and Case Studies. Ed. Springer, 2004. Disponível em: <<http://www.springer.com/us/book/9783540401827>>. DOI 10.1007/978-3-662-08883-8.

COSTA, D. M. D. et al. A normal boundary intersection with multivariate mean square error approach for dry end milling process optimization of the AISI 1045 steel. **Journal of Cleaner Production Available**, 2016. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0959652616000974>>. DOI: 10.1016/j.jclepro.2016.01.062

COSTA, É. S.; DA SILVA, R. B.; MACHADO, A. R. Comparação do erro de cilindridade e rugosidade na usinagem de furos cegos e passantes em função de diferentes sistemas lubri-refrigerantes. In: 4º Congresso Brasileiro de Engenharia de Fabricação, Águas de São Pedro-SP. **Anais...** Águas de São Pedro: COBEF, 2007. Disponível em: <http://www.abcm.org.br/anais/cobef/2007/files/node054.html>

COSTA, E. S.; MACHADO, A. R. Avaliação do erro de circularidade na furação do aço microligado DIN 38MnS6 com aplicação de diferentes sistemas lubri-refrigerantes. In: 6º Congresso Brasileiro De Engenharia de Fabricação, Caxias do Sul. **Anais...** Caxias do Sul: COBEF, 2011.

DASGUPTA, D.; MICHALEWICZ, Z. **Evolutionary algorithms in engineering applications**. Berlin: Springer Verlag, 1997.

DHABALE, R.; JATTI, V. K. S.; SINGH, T. P. Multi-objective Optimization of Turning Process During Machining of AlMg1SiCu Using Non-dominated Sorted Genetic Algorithm. **Procedia Materials Science**, v.6, 2014. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2211812814005318>>. DOI:10.1016/j.mspro.2014.07.166.

DINIZ A. E.; MARCONDES F. C.; COPPINI, N. L. **Tecnologia da usinagem dos materiais**. 7. ed. São Paulo: Artliber Editora, 2010

DUCKSTEIN, L.; OPRICOVIC, S. Multiobjective optimization in river basin development. **Water Resources Research**, v.16, n.1, 1980. Disponível em: <<http://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1029/WR016i001p00014/abstract>>. DOI: 10.1029/WR016i001p00014.

FARRER, H. et al. **Programação estruturada de computadores: algoritmos estruturados**. 3ed. Rio de Janeiro: LTC, 2011.

FERRARESI, D. **Fundamentos da Usinagem dos Metais**, v.1. São Paulo: Edgard Blucher, 1970.

FORBELLONE, A. L. V.; EBERSPÄCHER, H. F. **Lógica de programação**. São Paulo: Pearson Education/Makron Books, 1999.

FRANCART, C. et al. Application of the Crystallo-Calorific Hardening approach to the constitutive modeling of the dynamic yield behavior of various metals with different crystalline structures. **International Journal of Impact Engineering**, 2017. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0734743X17300763>>. DOI: 10.1016/j.ijimpeng.2017.05.015

GIL, A. C. **Metodologia Do Ensino Superior**. Editora Atlas SA, 2000.

GIOVANNI, M. Response surface methodology and product optimization. **Food Technology**, v.37, n.11, 1983. Disponível em: <<http://agris.fao.org/agris-search/search.do?recordID=US201302537557>>

GOLDBERG, David E. **Genetic algorithms in search, optimization, and machine learning**. Reading: Addison-Wesley, 1989.

GOMES, J. H. F., et al. Weighted Multivariate Mean Square Error for process optimization: A case study on flux-cored arc welding for stainless steel claddings. **European Journal of Operational Research**, v.226, n.3, 2013. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0377221712008946>>. DOI: 10.1016/j.ejor.2012.11.042

GOVINDALURI, S.M.; CHO, B.R.. Robust design modeling with correlated quality characteristics using a multicriteria decision framework. **International Journal of Advanced Manufacturing Technology** v.32. Disponível em: <<http://link.springer.com/article/10.1007/s00170-005-0349-6>>. DOI: 10.1007/s00170-005-0349-6

GROOVER, M. P. **Introdução aos processos de fabricação**. 1. ed. Rio de Janeiro: LTC, 2014.

GUEDES, H. A. S. et al. Aplicação da análise estatística multivariada no estudo da qualidade da água do Rio Pomba, mg. 2012. Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental, v.16, n.5, 2012. disponível em: <http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci_arttext&pid=s1415-43662012000500012>. DOI: 10.1590/s1415-43662012000500012

HARIDY, S.; GOUDA, S. A.; WU, Z. An integrated framework of statistical process control and design of experiments for optimizing wire electrochemical turning process. **The International Journal of Advanced Manufacturing Technology**, v.53, n.1, 2011. Disponível em: <<http://link.springer.com/article/10.1007/s00170-010-2828-7>>. DOI: 10.1007/s00170-010-2828-7

HOLLAND, John H. **Adaptation in natural and artificial systems. An introductory analysis with application to biology, control, and artificial intelligence**. Ann Arbor, MI: University of Michigan Press, 1975.

HULL, J. C. **Opções, futuros e outros derivativos**. 9. ed. Bookman Editora Ltda., 2016.

IBHADODE, A. O. A.; DAGWA, I. M. Development of asbestos-free friction lining material from palm kernel shell. **Journal of the Brazilian Society of Mechanical Sciences and**

Engineering, v. 30, n. 2, p. 166-173, 2008. Disponível em: <http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S1678-58782008000200010>. DOE: 10.1590/S1678-58782008000200010

JAIN, H. et al. Optimisation and evaluation of machining parameters for turning operation of Inconel-625. **Mater Today Proc**, v.2, n.4, 2015. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2214785315005180>>. DOI: 10.1016/j.matpr.2015.07.273

JIANG, Z. et al. Optimization of machining parameters considering minimum cutting fluid consumption. **Journal of Cleaner Production**, v. 108, p. 183-191, 2015. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0959652615007192>>. DOI: 10.1016/j.jclepro.2015.06.007

JOHNSON, R. A., WICHERN, D. W. **Applied multivariate statistical analysis**. 5. ed. New Jersey: Prentice-Hall Inc, 2002.

KARABAY, S. Performance testing of a constructed drilling dynamometer by deriving empirical equations for drill torque and thrust on SAE 1020 steel. **Materials and Design** v.28, 2007. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0261306906001415>>. DOI: 10.1016/j.matdes.2006.05.006.

KARAGIANNIS, S. et al. Prediction of surface roughness magnitude in computer numerical controlled end milling processes using neural networks, by considering a set of influence parameters: An aluminium alloy 5083 case study. **Journal of Engineering Manufacture**, v.228, n.2, 2014. Disponível em: <<http://pib.sagepub.com/content/early/2013/09/04/0954405413498582>>. DOI: 10.1177/0954405413498582.

KHAN, A.; MAITY, K. Parametric Optimization of Some Non-Conventional Machining Processes Using MOORA Method. *International Journal of Engineering Research in Africa*, v.20, 2016. Disponível em: <<http://www.scientific.net/JERA.20.19>>. DOI: 10.4028/www.scientific.net/JERA.20.19.

KHURI, A.; MUKHOPADHYAY, S.. Response surface methodology. *Advanced Review. WIREs Computational Statistics*, v.2, 2010. Disponível em: <http://wires.wiley.com/WileyCDA/WiresArticle/wisId-WICS73.html>. DOI: 10.1002/wics.73

KÖKSOY, O., 2006. Multiresponse robust design: Mean Square Error (MSE) criterion. *Applied Mathematics and Computation*, v.175. Disponível em: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0096300305007332>. DOI: 10.1016/j.amc.2005.09.016

LEÃO, M. B. C. et al. A multivariate model of chemical carcinogenesis. **Journal of Molecular Structure: THEOCHEM**, 2005. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0166128004008991>>. DOI: 10.1016/j.theochem.2004.10.090

LI, J. et al. Optimization of cutting parameters for energy saving. **The International Journal of Advanced Manufacturing Technology**, v. 70, n. 1-4, p. 117-124, 2014. Disponível em: <<https://link.springer.com/article/10.1007/s00170-013-5227-z>>. DOE: 10.1007/s00170-013-5227-z

LIN, D.K.J., TU, W. Dual response surface optimization. **Journal of Quality. Technology** vol.27, 1995. Disponível em: <<https://indiana.pure.elsevier.com/en/publications/dual-response-surface-optimization>>.

LINDEN, R. **Algoritmos Genéticos: Uma importante ferramenta da Inteligência Computacional**. 2. ed. Rio de Janeiro: Brasport, 2008.

LOESCH, C.; HOELTGEBAUM, M. **Métodos estatísticos multivariados**. São Paulo: Saraiva, 2012.

LOPES, L. F. D. **Análise de componentes principais aplicada à confiabilidade de sistemas complexos**. 2001. Tese (Doutorado em Engenharia de Produção) - Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis, 2001.

LOSS, A. et al. Atributos químicos e físicos de um Argissolo Vermelho-Amarelo em sistema integrado de produção agroecológica. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, v. 44, n. 1, p. 68-75, 2009. Disponível em: <http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0100-204X2009000100010>. DOE: 10.1590/S0100-204X2009000100010

LU, H.S. et al. Grey relational analysis coupled with principal component analysis for optimization design of the cutting parameters in high-speed end milling. **Journal of Materials Processing Technology**, vol.209, n.8, 2009. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0924013608006675>>. DOI: 10.1016/j.jmatprotec.2008.08.030

MAHAKAONKAR, S. B.; BRAHMANKAR, C. Y.; SEEMIKERI, C. Y. Effect of shot peening parameters on microhardness of AISI 1045 and 316L material: an analysis using design of experiment. **The International Journal of Advanced Manufacturing Technology**, v.38, n.5. Disponível em: <<http://link.springer.com/article/10.1007/s00170-007-1222-6>>. DOE: 10.1007/s00170-007-1222-6

MAKADIA, A. J.; NANAVATI, J. I. Optimisation of machining parameters for turning operations based on response surface methodology. **Measurement** vol.46, 2013. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0263224112004472>>. DOI: 10.1016/j.measurement.2012.11.026

MARQUES, F. M. **Avaliação do desempenho de brocas helicoidais de aço rápido revestidas na usinagem de ferro fundido nodular GGG50**, 2012. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Minas, Metalúrgica e de Materiais) - Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2012.

MIGUEL, P. A. C. et al. **Metodologia de pesquisa em engenharia de produção e gestão de operações**. 2 ed. Rio de Janeiro: Elsevier, 2012.

MINITAB. Suporte ao Minitab® 17. Disponível em: <<http://support.minitab.com/pt-br/minitab/17/topic-library/modeling-statistics/anova/anova-statistics/what-is-the-variance-covariance-matrix/>>. Acesso em: 2 jun. 2016.

MOCELLIN, F. et al. **Avaliação da usinabilidade do ferro fundido vermicular em ensaios de furação**. 2002.

MONTGOMERY, D. C. **Design and analysis of experiments**. 8. ed. John Wiley & Sons, Inc., 2012.

MONTGOMERY, D. C.; RUNGER, D. C.; HUBELE, N. F. **Estatística aplicada à engenharia**. 2. ed. – Rio de Janeiro: LTC, 2011.

MONTGOMERY, D. C.; RUNGER, G. C. **Estatística Aplicada e Probabilidade para Engenheiros**. 5. ed. Rio de Janeiro: LTC, 2013.

MORENO, D. A. N. **Validação de um dispositivo de interrupção súbita da furação com brocas helicoidais para análise da raiz de cavaco**. 2013. Dissertação (Mestrado em Engenharia Mecânica) - Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis, 2013.

NEUMANN, C. **Gestão de Sistemas de Produção e Operações: Produtividades, lucratividade e competitividade**. Rio de Janeiro: Elsevier, 2013.

PAIVA, A. P. et al. A multivariate robust parameter design approach for optimization of AISI 52100 hardened steel turning with wiper mixed ceramic tool. **International Journal of Refractory Metals and Hard Materials** v.30, n.1, 2012. Disponível em: <<http://link.springer.com/article/10.1007/s00170-008-1745-5#page-1>>. DOI: 10.1016/j.ijrmhm.2011.08.001

PAIVA, A.P. et al. A multivariate mean square error optimization of AISI 52100 hardened steel turning. **International Journal of Advanced Manufacturing Technology** v.43. 2009. Disponível em: <<http://link.springer.com/article/10.1007/s00170-008-1745-5>>.

PAIVA, E. J. **Erro Quadrático Médio Multivariado na otimização do torneamento do aço ABNT 52100 endurecido**. 2012. Itajubá, 194 p., Tese (Doutorado em Projeto e Fabricação) - Universidade Federal de Itajubá, Itajubá, MG, 2012.

PAIVA, E. J. et al. Otimização do processo de soldagem FCAW usando o erro quadrático médio multivariado. **Soldag. insp. (Impr.)**, vol.15, n.1, São Paulo, 2010. Disponível em: <http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0104-92242010000100005>. DOI: 10.1590/S0104-92242010000100005.

PAIVA, E. J. et al. Otimização de múltiplas respostas baseada no Erro Quadrático Médio Multivariado. In: XXVIII Encontro Nacional de Engenharia de Produção, Rio de Janeiro, 2008. **Anais...** Rio de Janeiro, 1995. Disponível em: <www.abepro.org.br/biblioteca/enegep2008_TN_STO_069_490_11698.pdf>. Acesso em: 15 jun 2016.

PAN, L. et al. Optimizing left anterior oblique (LAO) caudal imaging in coronary angiography using the Taguchi method: A phantom study with clinical verification. **The**

International Journal of Cardiovascular Imaging, p. 1-9, 2017. Disponível em: <<https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/28364178>>. DOE: 10.1007/s10554-017-1129-8

PATHAN, A.; KADAM, M. S. Experimental investigation on effect of cutting parameters on surface roughness and machining time in turning EN31 hardened steel under flooded and MQL conditions. **International Journal of Modern Trends in Engineering and Research (IJMTER)** v.2, n.7, 2015. Disponível em: <http://ijiset.com/vol2/v2s7/IJSET_V2_I6_94.pdf>.

PRASANNA, J. et al. Optimization of process parameters of small hole dry drilling in Ti–6Al–4V using Taguchi and grey relational analysis. **Measurement**, v. 48, p. 346-354, 2014. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0263224113005630>>. DOE: 10.1016/j.measurement.2013.11.020

QUINTANA, G. et al. Surface roughness monitoring application based on artificial neural networks for ball-end milling operations. **Journal of Intelligent Manufacturing**, v.22, 2009. Disponível em: <<http://link.springer.com/article/10.1007/s10845-009-0323-5>>. DOI: 10.1007/s10845-009-0323-5

RAJESH, R.; ANAND, M. Dev. The optimization of the electro-discharge machining process using response surface methodology and genetic algorithms. **Procedia Engineering**, v. 38, p. 3941-3950, 2012. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1877705812023648>>. DOE: 10.1016/j.proeng.2012.06.451

RAMESH, S.; KARUNAMOORTHY, L.; PALANIKUMAR, K. Surface roughness analysis in machining of titanium alloy. **Materials and Manufacturing Processes**, v. 23, n. 2, p. 174-181, 2008. Disponível em: <<http://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/10426910701774700>>. DOE: 10.1080/10426910701774700

SEEGER, M. Experiments for understanding soil erosion processes. **Geophysical Research Abstracts**, Viena, v.17, 2015. Resumo publicado no EGU General Assembly 2015.

SENAI. **Medidas e representação gráfica**. São Paulo: SENAI-SP Editora, 2015.

SINHA, P. et al. Optimization of Wire EDM of AISI D3 Tool Steel using Orthogonal Array with Principal Component Analysis. **Materials Today: Proceedings**, v.2, n.4–5, 2015. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2214785315004289>>. DOI: 10.1016/j.matpr.2015.07.196

SIRIYALA, R. et al. Multi-response optimization of tribological characteristics of aluminum MMCs using PCA. **Multidiscipline Modeling in Materials and Structures** v.10, n.2, 2014. Disponível em: <<http://www.emeraldinsight.com/doi/abs/10.1108/MMMS-06-2013-0045>>. DOI:10.1108/MMMS-06-2013-0045.

SOUZA, A. M. **Monitoração e ajuste de realimentação em processos produtivos multivariados**. Florianópolis. 2000. Tese (Doutorado em Engenharia de Produção). Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis, 2000.

SOUZA, M. O. et al. Análise exploratória das concentrações dos metais Na, Ca, Mg, Sr E Fe em extrato aquoso de petróleo, determinados por ICP OES, após otimização empregando planejamento de experimentos. **Quim. Nova**, v.38, n.7, 2015. Disponível em: <http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0100-40422015000700980>. DOI:10.5935/0100-4042.20150095.

STEMMER, C. E. **Ferramentas de corte II**: brocas, alargadores, ferramentas de roscas, fresas, brochas, rebolos e abrasivos. Florianópolis: Editora da UFSC, 1992.

STRINGHINI, M.; MORAES, C. V.; FARRET, J. C. Estimativas da qualidade de linhas poligonais topográficas. **Cienc. Rural**, vol.38, n.6, Santa Maria, 2008. Disponível em: <http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0103-84782008000600017>. DOI: 10.1590/S0103-84782008000600017.

TANOMARU, J. Motivação, fundamentos e aplicações de algoritmos genéticos. In: CONGRESSO BRASILEIRO DE REDES NEURAIAS. Curitiba: CBRN, 1995. Anais... Curitiba, 1995. Disponível em: <http://www.inf.ufrgs.br/~danielnm/ia/tutorial_ag.pdf>. Acesso em: 09 mai 2016.

VICINI, L. **Análise multivariada da teoria à prática**. Santa Maria: UFSM, CCNE, 215p, 2005.

YI, Q.; LI, C.; TANG, Y.; CHEN, X. Multi-objective parameter optimization of CNC machining for low carbon manufacturing. **Journal of Cleaner Production**, v.95, 2015. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0959652615002024>>. DOI:10.1016/j.jclepro.2015.02.076.

YUSOFF, Y.; NGADIMAN, M. S.; ZAIN, A. M. Overview of NSGA-II for Optimizing Machining Process Parameters. **Engenharia Procedia**, v.15, 2011. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1877705811022466>>. DOI: 10.1016 / j.proeng.2011.08.745.

WANG, K. The use of titanium for medical applications in the USA. **Materials Science and Engineering: A**, v. 213, n. 1-2, p. 134-137, 1996. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/0921509396102434> >. DOI: 10.1016/0921-5093(96)10243-4.