

UNIVERSIDADE FEDERAL DE ITAJUBÁ

**PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO
EM ENGENHARIA DE PRODUÇÃO**

**MÉTODO DOS COMPONENTES PRINCIPAIS
PONDERADOS APLICADO EM AVALIAÇÃO DE
SISTEMAS DE MEDIÇÃO COM GRANDEZAS
CORRELACIONADAS**

Rogério Santana Peruchi

Itajubá, Outubro de 2011

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

Rogério Santana Peruchi

**MÉTODO DOS COMPONENTES PRINCIPAIS
PONDERADOS APLICADO EM AVALIAÇÃO DE
SISTEMAS DE MEDIÇÃO COM GRANDEZAS
CORRELACIONADAS**

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

Área de Concentração: Qualidade e Produto

Orientador: Prof. Pedro Paulo Balestrassi, Dr.
Co-orientador: Prof. Anderson Paulo de Paiva, Dr.

**Outubro de 2011
Itajubá – MG**

Ficha catalográfica elaborada pela Biblioteca Mauá –
Bibliotecária Cristiane Carpinteiro- CRB_6/1702

P471m

Peruchi, Rogério Santana

Método dos componentes principais ponderados aplicado em avaliação de sistemas de medição com grandezas correlacionadas / por Rogério Santana Peruchi. -- Itajubá (MG) : [s.n.], 2011.
88 p. : il.

Orientador : Prof. Dr. Pedro Paulo Balestrassi.

Coorientador : Prof. Dr. Anderson Paulo de Paiva.

Dissertação (Mestrado) – Universidade Federal de Itajubá.

1. Análise de sistema de medição. 2. Repetitividade e reprodutividade. 3. Análise de componentes principais. 4. Características da qualidade correlacionadas. I. Balestrassi, Pedro Paulo, orient. II. Paiva, Anderson Paulo de, coorient. III. Universidade Federal de Itajubá. IV. Título.

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

Rogério Santana Peruchi

**MÉTODO DOS COMPONENTES PRINCIPAIS
PONDERADOS APLICADO EM AVALIAÇÃO DE
SISTEMAS DE MEDIÇÃO COM GRANDEZAS
CORRELACIONADAS**

Dissertação aprovada por banca examinadora em 17 de outubro de 2011, conferindo ao autor
o título de **Mestre em Ciências em Engenharia de Produção**.

Banca Examinadora:

Prof. Dr. Messias Borges Silva – UNESP

Prof. Dr. João Roberto Ferreira – UNIFEI

Prof. Dr. Anderson Paulo de Paiva – UNIFEI

Prof. Dr. Pedro Paulo Balestrassi - UNIFEI

**Outubro de 2011
Itajubá – MG**



Ministério da Educação
UNIVERSIDADE FEDERAL DE ITAJUBÁ
Criada pela Lei nº 10.435, de 24 de abril de 2002

A N E X O I I

FOLHA DE JULGAMENTO DA BANCA EXAMINADORA

Título da Dissertação: **“Método dos Componentes Principais Aplicado na Análise do Sistema de Medição com Grandezas Correlacionadas”**

Autor: **Rogério Santana Peruchi**

JULGAMENTO

Examinadores	Conceito	Rubrica
	A = Aprovado - R = Reprovado - I = Insuficiente	
1º	A	
2º	A	
3º	A	
4º	A	

Observações:

- (1) O Trabalho será considerado Aprovado se todos os Examinadores atribuírem conceito A.
(2) O Trabalho será considerado Reprovado se forem atribuídos pelos menos 2 conceitos R.
(3) O Trabalho será considerado Insuficiente (I) se for atribuído pelo menos um conceito R. Neste caso o candidato deverá apresentar novo trabalho. A banca deve definir como avaliar a nova versão da Dissertação.

Este documento terá a validade de 60 (sessenta) dias a contar da data da defesa da Dissertação.

Resultado Final: Conceito: A, ou seja, APROVADO

Observações: _____

Itajubá, 17 de Outubro de 2011.

Prof. Dr. Messias Borges Silva
1º Examinador – UNESP/Guaratinguetá

Prof. Dr. João Roberto Ferreira
2º Examinador – UNIFEI

Prof. Dr. Anderson Paulo de Paiva
3º Examinador (co-orientador) – UNIFEI

Prof. Dr. Pedro Paulo Balestrassi
4º Examinador (orientador) – UNIFEI

DEDICATÓRIA

*A todos os amigos que me
incentivaram, em especial aos meus pais,
Antônio Genésio Peruchi e Célia
Aparecida de Santana Peruchi e à minha
irmã Solange Santana Peruchi.*

AGRADECIMENTOS

A DEUS por todas as dádivas, oportunidades e pessoas que coloca em meu caminho.

À minha família, por me proporcionar educação e me incentivarem a sempre ir além.

À minha prima e colega de mestrado, Michele de Santana Carmelossi, pela companhia, apoio e colaboração nessa pesquisa.

À minha namorada Andreza Silva, por me ouvir, me incentivar e confiar no meu trabalho.

Ao meu orientador e amigo, Prof. Dr. Pedro Paulo Balestrassi, pelo convite e incentivo dado, por toda competência e motivação constante.

Ao Prof. Dr. Anderson Paulo de Paiva, pela amizade, disponibilidade, pelas conversas que me motivaram a buscar novos caminhos nessa pesquisa e paciência.

Ao Prof. Dr. João Roberto Ferreira e Prof. Dr. João Batista Turrioni pelas contribuições nos seminários.

Ao coordenador do programa de mestrado em Engenharia de Produção, Prof. Dr. Carlos Eduardo Sanchez da Silva.

A todos os professores que disponibilizaram seu tempo e dividiram seus conhecimentos.

Aos amigos: José Henrique de Freitas Gomes, Luiz Gustavo Dias Lopes e esposa Neli, Paulo Henrique da Silva Campos por todos os momentos compartilhados e em especial pelo auxílio durante a condução dos experimentos em laboratório.

Aos meus parentes, em especial a tia Silma, Marcel, Bruno e Saimon pela paciência em tantas vezes que o tempo me faltava.

Aos amigos de longa data Emerson, Enzo, Flávio, Lucas, Luiz Gustavo e Vitor, que torceram por mim e compreenderam minha ausência e por sempre me apoiarem.

Aos companheiros dessa jornada: Anderson Fagundes do Couto, Gustavo Oliveira, Jonathan Daniel Friend, Marcelo Moura de Oliveira, Paulo Roberto Maia, Paulo Rotela Júnior, Rafael de Carvalho Miranda e Vinícius Correa de Almeida.

Aos funcionários da Oficina Mecânica da Unifei, em especial ao Fernando e Veríssimo por toda a ajuda e dicas nas atividades de laboratório.

Aos amigos e colegas do IEPG e também a todas aquelas pessoas que, direta ou indiretamente, contribuíram para a realização deste projeto.

Agradeço à FAPEMIG pelo apoio e incentivo à pesquisa brasileira.

Enfim, a todos que sempre através de um gesto e palavra amiga, mesmo sem perceberem, deram-me forças a chegar até aqui.

EPÍGRAFE

*"Se você não quer ser esquecido
quando morrer, escreva coisas que valham
a pena serem lidas ou faça coisas que
valham a pena escrever a respeito."*

(Benjamin Franklin)

RESUMO

Esta dissertação explora a análise do sistema de medição de características correlacionadas através do estudo de repetitividade e reprodutividade. Quando as correlações entre as características não são significativas, o uso de métodos univariados pode ser satisfatório. Por outro lado, quando as correlações são significativas e estas grandezas são mensuradas pelo mesmo dispositivo de medição, caracteriza-se a necessidade de usar uma abordagem multivariada para avaliação do sistema de medição. A principal contribuição desta pesquisa é a proposta de um método para análise multivariada do sistema de medição baseado em análise de componentes principais. O método denominado Componentes Principais Ponderados (WPC) utiliza como resposta do modelo os escores das componentes principais, ponderados por seus respectivos autovalores. Para comprovar a eficiência deste novo método serão utilizados dados da literatura, simulados e obtidos em laboratório. No geral, o método WPC foi mais robusto que os outros métodos univariado (ANOVA) e multivariados (MANOVA e PCA) para avaliação de sistemas de medição com características correlacionadas. A ponderação das componentes principais por seus respectivos autovalores permitiu que nenhuma informação deixasse de ser incluída no estudo. Mesmos em casos que houve correlações não significativas, o método apresentou índices estimados bem próximo do esperado. Em situações que as características apresentaram correlações altas, as estimativas dos índices convergiram para os valores médios calculados através do método univariado.

Palavras-chave: análise de sistema de medição, repetitividade e reprodutividade, análise de componentes principais, características da qualidade correlacionadas.

ABSTRACT

This research explores the measurement system analysis for correlated characteristics through repeatability and reproducibility study. When the correlations among characteristics are not significant, univariate methods may be adequate. On the other hand, when the correlations are significant and these characteristics are measured by the same gage, it is required to use a multivariate approach to evaluate the measurement system. The major contribution of this research is a proposed method for multivariate analysis of the measurement system based on principal component analysis. The method called Weighted Principal Components (WPC) uses as response of the model the scores of principal components, weighted by their respective eigenvalues. To prove the efficiency of this new method will be used literature, simulated and laboratory data. In general, WPC method was more robust than other univariate (ANOVA) and multivariate (MANOVA and PCA) methods to evaluate measurement systems with correlated characteristics. The weighting of the principal components by their eigenvalues allowed that all information was included in the study. Even in cases where there were no significant correlations, the proposed method was able to estimate index very close to expected. In situations where the characteristics showed high correlations, the estimates of the index converged to average values calculated by univariate method.

Key-words: measurement system analysis (MSA), repeatability and reproducibility (R&R), principal component analysis (PCA), correlated quality characteristics.

LISTA DE FIGURAS

Figura 2.1 – Diagrama de causa e efeito da variabilidade de um sistema de medição.....	24
Figura 2.2 – Componentes de variação da variância combinada de um sistema de medição ..	25
Figura 2.3 – Processo de medição consistente	25
Figura 2.4 – Estabilidade de um processo de medição.....	26
Figura 2.5 – <i>Bias</i> de um processo de medição	27
Figura 2.6 – linearidade de um processo de medição.....	27
Figura 2.7 – Representação gráfica de repetitividade e reprodutividade	28
Figura 2.8 – Relacionamentos entre <i>bias</i> e repetitividade.....	28
Figura 2.9 – Critérios de aceitação do sistema de medição.....	29
Figura 3.1 – Esquema detalhado para análise multivariada de sistemas de medição através do método WPC	43
Figura 4.1 - Análise multivariada do sistema de medição usando gráficos a partir de WPC...	49
Figura 4.2 - (a) exemplo de correlação altíssima (0,999) entre M_2 e M_4 ; (b) exemplo de correlação baixa (0,088) entre M_2 e M_4	51
Figura 4.3 - Fluxograma detalhado que explica como obter dados simulados para um estudo GR&R multivariado	52
Figura 4.4 - Aço ABNT 12L14 posicionado no torno CNC e os pontos de medição das rugosidades	58
Figura 4.5 – Rugosímetro MITUTOYO SurfTest SJ-201P	59
Figura 4.6 – Procedimento para medição da geometria do cordão de solda	65
Figura 4.7 – Cordões selecionados para o estudo GR&R multivariado.....	66
Figura 4.8 – <i>Boxplots</i> obtidos da resposta WPC para cada peça.....	68
Figura 4.9 – Amplitude geral das medições obtidas por cada operador em cada peça	69
Figura 4.10 – Amplitude das medições das respostas P, R, AR e AP dos operadores 1 e 2 para cada peça.....	69
Figura 4.11 – Ampliação das fotos das peças 4 e 1	70

LISTA DE TABELAS

Tabela 4.1 – Classificação do sistema de medição usando o método ANOVA para as respostas M_1 , M_2 , M_3 e M_4	45
Tabela 4.2 - Análise da correlação entre as respostas M_1 , M_2 , M_3 e M_4	45
Tabela 4.3 - Autovalores das matrizes Σ_P , Σ_{SM} e Σ_T obtidas a partir de M_1 , M_2 , M_3 e M_4	47
Tabela 4.4 - Análise de componentes principais para M_1 , M_2 , M_3 e M_4	47
Tabela 4.5 - Classificação do sistema de medição usando o método PCA a partir das respostas M_1 , M_2 , M_3 e M_4	48
Tabela 4.6 - Análise de variância para os escores ponderados das componentes principais (WPC).....	48
Tabela 4.7 - Vetores de média e matrizes variância-covariância usados para gerar os dados simulados com diferentes correlações e sistemas de medição (SM).....	53
Tabela 4.8 - Resultados dos cálculos dos índices $\%R\&R_m$ e $\%R\&R$, média e os intervalos para 95% de confiança para as respostas M_1 , M_2 , M_3 e M_4 do estudo de simulação	55
Tabela 4.9 - Análise da correlação entre M_1 , M_2 , M_3 e M_4 para os cenários 1, 9 e 10	56
Tabela 4.10 - Classificação do sistema de medição usando o método ANOVA das respostas R_a , R_y , R_z , R_q e R_t	59
Tabela 4.11 - Análise de correlação entre as respostas R_a , R_y , R_z , R_q e R_t	60
Tabela 4.12 - Autovalores das matrizes Σ_P , Σ_{SM} e Σ_T obtidas de R_a , R_y , R_z , R_q e R_t	62
Tabela 4.13 - Análise de componentes principais para R_a , R_y , R_z , R_q e R_t	62
Tabela 4.14 – Classificação do sistema de medição usando os métodos PCA e WPC a partir das respostas R_a , R_y , R_z , R_q e R_t	63
Tabela 4.15 – Índices $\%R\&R_m$ e $\%R\&R$, média e os intervalos para 95% de confiança para as respostas R_a , R_y , R_z , R_q e R_t	64
Tabela 4.16 – Análise das componentes principais para R, P, L, AR, AP e AT	67
Tabela 4.17 – Componentes de variação para os escores ponderados das componentes principais (WPC) a partir de R, P, L, AR, AP e AT.....	67
Tabela 4.18 – Análise de variância dos escores ponderados das componentes principais (WPC) a partir de R, P, L, AR, AP e AT.....	68

LISTA DE ABREVIATURAS

Simbologia

Letras Latinas

C	Composição de carbono no aço ABNT 12L14
D	Diâmetro do corpo de prova
E	Esbeltez do corpo de prova
F	Teste F (Fisher)
k	Fator de cobertura
L	Largura do cordão de solda, comprimento do corpo de prova
m	Multivariado
M	Características da qualidade do artigo de Majeske (2008)
N	Tamanho da amostra
o	Operadores
P	Penetração do cordão de solda, <i>P-value</i>
p	Peças
R	Reforço do cordão de solda, Matriz de correlação
r	Réplicas
s	Desvio padrão
S	Composição de enxofre no aço ABNT 12L14
U	Incerteza expandida
Y	Variável de resposta medida

Letras gregas

Símbolos	Significados
σ_p^2	Variabilidade devido ao próprio produto/processo
σ_{SM}^2	Variabilidade devido ao sistema de medição
μ	Média dos valores medidos
σ_T^2	Variação total
ℓ	Combinação linear
Σ	Matriz de covariância
λ	Autovalor
$\hat{\sigma}$	Estimativa de desvio padrão
\bar{M}	Média de $\%R\&R_m$ para M_1, M_2, M_3 e M_4

Siglas

Sigla	Significados
$\hat{\Sigma}_p$	Matriz variância-covariância para processo
$\hat{\Sigma}_{SM}$	Matriz variância-covariância para sistema de medição
$\hat{\Sigma}_T$	Matriz variância-covariância para variação total
$\hat{\Sigma}_{repetitividade}$	Matriz variância-covariância para repetitividade
$\hat{\Sigma}_{reprodutividade}$	Matriz variância-covariância para reprodutividade
R_a	Rugosidade média aritmética
R_q	Rugosidade média quadrática
R_t	Rugosidade total

R_y	Rugosidade máxima
R_z	Rugosidade media
u_c	Erro padrão combinado
ABNT	Associação Brasileira de Normas Técnicas
AIAG	<i>Automotive Industry Action Group</i>
ANOVA	Método Análise de Variância
AP	Área de penetração do cordão de solda
AR	Área de reforço do cordão de solda
AT	Área total do cordão de solda
<i>Bias</i>	Diferença entre o valor verdadeiro (valor de referência) e a média observada das medições de uma mesma característica em uma mesma peça
CA	Região da medição próxima às castanhas
CE	Região da medição próxima ao centro
CNC	Comando Numérico Computadorizado
Cp	Índice de capacidade
CP	Região da medição próxima ao contraponto
Cpk	Índice de capacidade
Cr	Composição de cromo no aço ABNT 12L14
DF	Grau de liberdade (<i>Degree of Freedom</i>)
DMAIC	Definir (<i>Define</i>), Medir (<i>Measure</i>), Analisar (<i>Analyze</i>), Melhorar (<i>Improve</i>) e Controlar (<i>Control</i>).
DR	Taxa de discriminação
EV	Variação do equipamento de medição
GR&R	Estudo de Repetitividade e Reprodutividade do Instrumento de Medição (<i>Gage Repeatability and Reproducibility</i>)
GUM	Manual para Expressão de Incerteza de Medição (<i>Guide to the Expression of Uncertainty in Measurement</i>)

HRC	<i>Rockwell C</i>
ISO	Organização Internacional de Padronização (<i>International Organization for Standardization</i>)
IWLS	Método mínimos quadrados ponderados iterativo
LIC	Limite Inferior de Controle
LIIC	Limite Inferior do Intervalo de Confiança
LSC	Limite Superior de Controle
LSIC	Limite Superior do Intervalo de Confiança
MANOVA	Método Análise Multivariada de Variância
mm	Milímetros
Mn	Composição de manganês no aço ABNT 12L14
Mo	Composição de molibdênio no aço ABNT 12L14
MS	Média quadrática (<i>Mean Square</i>)
MSA	Análise do sistema de medição (<i>Measurement System Analysis</i>)
MSE	Matriz de média quadrática para o termo de erro
MSO	Matriz de média quadrática para o fator operador
MSP	Matriz de média quadrática para o fator peça
MSPO	Matriz de média quadrática para o termo de interação peça*operador
ndc	Número de categorias distintas
Ni	Composição de níquel no aço ABNT 12L14
P/T	Taxa de precisão à tolerância
PC	Componente principal (<i>Principal Component</i>)
PCA	Método Análise de componentes principais (<i>Principal Component Analysis</i>)
POBREP	Representação base orientada ao processo (<i>Process-oriented Basis Representation</i>)
R&R	Repetitividade e Reprodutividade (<i>Repeatability and Reproducibility</i>)

Si	Composição de silício no aço ABNT 12L14
SM	Sistema de Medição
SNR	Relação sinal-ruído (<i>Signal-to-Noise Ratio</i>)
SS	Soma de quadrados (<i>Sum of Squares</i>)
WPC	Método proposto Componentes Principais Ponderados (<i>Weighted Principal Components</i>)

SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO	15
1.1 Tema	15
1.1.1 Contextualização	15
1.1.2 Definição do tema.....	16
1.1.3 Objeto de pesquisa e unidade de investigação.....	16
1.2 Problema de pesquisa.....	17
1.3 Objetivos	18
1.3.1 Objetivo principal	18
1.3.2 Objetivos específicos	18
1.4 Contribuição da pesquisa	18
1.5 Metodologia de pesquisa	19
1.5.1 Método quantitativo de pesquisa: experimental	19
1.5.2 Técnica de coleta de dados	20
1.5.3 Etapas da pesquisa experimental	21
1.6 Estrutura da dissertação	22
2. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA.....	23
2.1 Considerações iniciais.....	23
2.2 Incerteza de medição.....	23
2.2.1 Consistência.....	25
2.2.2 Estabilidade	26
2.2.3 Capabilidade	26
2.2.4 GR&R e os critérios de aceitação do sistema de medição	29
2.3 A etapa medir do Seis Sigma	30
2.4 Estudo GR&R baseado em métodos univariados	31
2.4.1 Método Análise de Variância (ANOVA)	32
2.5 Estudo GR&R baseado em métodos multivariados.....	34
2.5.1 Método Análise Multivariada de Variância (MANOVA).....	35
2.5.2 Método Análise de Componentes Principais (PCA)	37
2.6 Considerações finais	38
3. MÉTODO MULTIVARIADO PROPOSTO	39

3.1	Considerações iniciais.....	39
3.2	Análise de Componentes Principais	39
3.3	Estudo GR&R multivariado usando o método Componentes Principais Ponderados (WPC).....	40
3.4	Descrição do método	42
3.5	Considerações finais	43
4.	APLICAÇÃO DOS MÉTODOS	44
4.1	Considerações iniciais.....	44
4.2	Caso nº 1 – Dados da literatura.....	44
4.2.1	ANOVA.....	44
4.2.2	MANOVA	46
4.2.3	PCA	47
4.2.4	WPC	48
4.2.5	Discussão dos resultados para o Caso nº 1	50
4.3	Caso nº 2 – Dados simulados.....	50
4.3.1	Como obter dados simulados para estudos GR&R multivariado.....	51
4.3.2	Comparação dos métodos MANOVA e WPC	51
4.3.3	Discussão dos resultados para o Caso nº 2	57
4.4	Caso nº 3 – Dados de um processo de torneamento	57
4.4.1	ANOVA.....	59
4.4.2	MANOVA	60
4.4.3	PCA	62
4.4.4	WPC	63
4.4.5	Discussão dos resultados para o Caso nº 3	64
4.5	Caso nº 4 – Dados de um processo de soldagem	65
4.5.1	Avaliação do sistema de medição.....	66
4.5.2	Causas de variação do sistema de medição	67
4.5.3	Potenciais melhorias para o processo de medição.....	70
4.5.4	Discussão dos resultados para o Caso nº 4	71
4.6	Considerações finais	71
5.	CONCLUSÃO.....	73
5.1	Conclusões gerais	73
5.2	Sugestões para trabalhos futuros.....	74
	REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	75

ANEXO A – Tabela de dados da literatura	79
ANEXO B – Tabela de dados simulados	80
ANEXO C – Tabela de dados do processo de torneamento	84
ANEXO D – Tabela de dados do processo de soldagem	87

1. INTRODUÇÃO

1.1 Tema

1.1.1 Contextualização

Os esforços em projetos de melhoria da qualidade são frequentemente direcionados para a produção com zero defeito através da redução da variabilidade. Se um produto é classificado como não conforme, geralmente, entende-se que a variabilidade é atribuída ao processo, logo ações de melhoria são implementadas para melhorar a capacidade do processo. Infelizmente, pode ser que os esforços não necessariamente resultem em capacidade do processo melhorada, pois é possível que o processo já seja capaz o bastante, no entanto, o erro de medição é ainda inaceitável quando comparado à variabilidade do processo. Portanto, é importante investigar tanto a variabilidade de um processo de medição quanto à variabilidade do processo de manufatura antes de tomar ações para melhorias futuras. Em manufatura, por exemplo, um sistema de medição nem sempre produz a dimensão exata de uma peça, mas ela fornece medições que são desviadas do valor verdadeiro por algum erro. Em qualquer atividade envolvendo medições, uma parte da variabilidade observada será devido ao próprio produto/processo, σ_p^2 , enquanto que o restante será devido ao erro de medição ou variabilidade do sistema de medição, σ_{SM}^2 (AIAG, 2010; AL-REFAIE e BATA, 2010; COSTA *et al.*, 2005; LI e AL-REFAIE, 2008; MAJESKE, 2008; SENOL, 2004; WANG e CHIEN, 2010; WANG e YANG, 2007; WOODALL e BORROR, 2008).

O estudo usado para medir as componentes de variação de uma análise do sistema de medição (MSA) é chamado de Estudo de Repetitividade e Reprodutividade do Instrumento de Medição (*Gage Repeatability and Reproducibility – GR&R*), o qual pretende determinar se a variabilidade do sistema de medição é relativamente menor que a variabilidade do processo monitorado. Repetitividade é a variação nas medições obtidas com um instrumento de medição quando usado diversas vezes por um avaliador que mede a mesma característica em uma mesma peça. Reprodutividade é tipicamente definida como a variação na média das medições feitas por diferentes avaliadores usando o mesmo instrumento de medição para medir a mesma característica em uma mesma peça (AIAG, 2010; AL-REFAIE e BATA, 2010; BURDICK, BORROR e MONTGOMERY, 2003; ERDMANN, DOES e BISGAARD, 2010; KAIJA *et al.*, 2010; HE, WANG e COOK, 2011; MAJESKE, 2008; WANG e CHIEN, 2010).

Em qualquer pesquisa que usa o método experimental para atingir a objetivos pré-estabelecidos, recomenda-se analisar a variabilidade do processo de medição. Esta etapa é importante para o pesquisador poder afirmar com maior convicção se os resultados obtidos no estudo, realmente são efeitos das alterações dos níveis dos fatores do experimento ou são apenas variações do sistema de medição. Especificamente, em projetos de melhoria da qualidade, como o Seis Sigma, antes de analisar a capacidade do processo deve-se avaliar a capacidade do sistema de medição. Uma estratégia bastante utilizada é a priorização da característica crítica da qualidade. Em projetos de melhoria da qualidade, uma estratégia bastante difundida para selecionar a característica mais crítica é através da priorização de uma variável dentre várias possíveis. Esta característica é uma variável de resposta que tem uma importância crítica para o cliente, logo, as futuras ações de melhoria devem ser tomadas com objetivo de otimizar esta característica da qualidade. No caso em que se deseja avaliar um sistema de medição que mede múltiplas variáveis, a estratégia de priorização da característica da qualidade e utilização de métodos univariados pode não ser satisfatória. Nestes casos, as características geralmente apresentam uma estrutura de correlação que deve ser considerada na análise, logo, devem ser utilizados métodos multivariados para análise deste sistema de medição.

1.1.2 Definição do tema

Segundo Appolinário (2006), o tema de uma pesquisa é o assunto geral que desejamos estudar e investigar. Sendo assim, trata-se de uma definição razoavelmente ampla, que servirá de ponto de partida para todo esforço subsequente do pesquisador. O tema é uma primeira delimitação, até certo ponto vaga, acerca daquilo que se quer investigar. Sendo assim, o tema deste trabalho envolve a análise multivariada de um sistema de medição utilizado para medir múltiplas características da qualidade com correlações estatisticamente significativas.

1.1.3 Objeto de pesquisa e unidade de investigação

Após selecionar um assunto de acordo com as inclinações, as possibilidades, as aptidões e as tendências de quem se propôs a elaborar um trabalho científico, o próximo passo, segundo Marconi e Lakatos (2006), consiste em encontrar um objeto que mereça ser investigado cientificamente e tenha condições de ser formulado e delimitado em função da pesquisa. Para validação do método proposto nesta pesquisa serão utilizados dados da literatura, dados simulados e dados reais obtidos em laboratório.

Os dados da literatura referem-se ao trabalho de Majeske (2008) que usou o método de Análise Multivariada de Variância (MANOVA) para estimar a matriz variância-covariância para estudos GR&R com um fator, dois fatores e três fatores. Os dados simulados serão utilizados para avaliar diversas estruturas de correlação entre as variáveis, para casos em que o sistema de medição é inaceitável, marginal e aceitável. Os dados reais serão os obtidos em laboratório para um processo de torneamento e um processo de soldagem. No torneamento serão avaliados cinco parâmetros de rugosidade R_a (média aritmética), R_y (máxima), R_z (média), R_q (média quadrática) e R_t (total). Na soldagem serão avaliados seis parâmetros da geometria de um cordão de solda R (reforço), P (penetração), L (largura), AR (área de reforço), AP (área de penetração) e AT (área total). Os resultados obtidos experimentalmente e da literatura serão comparados com os resultados dos dados simulados.

1.2 Problema de pesquisa

Para Marconi e Lakatos (2006), um problema é uma dificuldade, teórica ou prática, no conhecimento de alguma coisa de real importância, para a qual se deve encontrar uma solução. Definir um problema significa especificá-lo em detalhes precisos e exatos. Na formulação de um problema deve haver clareza, concisão e objetividade. A colocação clara do problema pode facilitar a construção da hipótese ou proposição central. Quando o conhecimento acumulado sobre o tema selecionado não foi suficientemente digerido, vários problemas se superpõem na mente do pesquisador, e suas tentativas de definir "o" problema resultam em proposições herméticas, intrincadas e nebulosas. O pesquisador só poderá formular a pergunta da pesquisa se fizer uma boa revisão de literatura, refletir, discutir com o orientador, reler parte do material, esboçar algumas perguntas, submetê-las ao orientador, descartar as menos pertinentes, reformular as outras, voltar a discuti-las, e assim por diante, até se fixar numa frase interrogativa que sintetize bem o problema da pesquisa.

Entende-se que quanto mais complexas forem as necessidades dos clientes e consumidores, mais características da qualidade serão necessárias para atingir tal expectativa, este perfil de exigência dos clientes atuais, pode conferir aos processos de manufatura o caráter multivariado. Grande parte dos estudos envolvendo múltiplas características correlacionadas utilizam o mesmo dispositivo para serem realizadas as medições. Nestas condições, quando se deseja avaliar um sistema de medição capaz de medir múltiplas características com correlações significativas recomenda-se o uso de técnicas estatísticas multivariadas. Sendo assim, o problema de pesquisa desta dissertação discute como usar uma

abordagem multivariada para análise de um sistema de medição capaz de medir múltiplas características correlacionadas.

1.3 Objetivos

Para Appolinário (2006), o objetivo de toda pesquisa, de uma maneira geral, será responder ao problema formulado no passo anterior, levando em consideração alguns fatores importantes como o tempo e os recursos disponíveis para a realização da pesquisa, a experiência anterior do pesquisador, as necessidades do programa de pesquisa ao qual o pesquisador está vinculado, entre outros. Normalmente, os objetivos são definidos em dois níveis distintos: principal e específico. Assim, toda pesquisa científica terá um único objetivo principal e um ou mais objetivos específicos.

1.3.1 Objetivo principal

Propor um método para a análise multivariada de sistemas de medição que medem múltiplas grandezas com correlações significativas.

1.3.2 Objetivos específicos

- Comparar a eficiência do método proposto com o método univariado (ANOVA) e os métodos multivariados (MANOVA e PCA) existentes na literatura, considerando:
 - Diversas estruturas de correlação entre as características da qualidade;
 - Diferentes situações possíveis para um sistema de medição (inaceitável, marginal e aceitável).
- Analisar os resultados dos métodos com dados da literatura, dados simulados e dados reais obtidos em laboratório.

1.4 Contribuição da pesquisa

Os sistemas de medição que medem grandezas com correlações significativas devem ser avaliados através de métodos multivariados. Para algumas situações, esta dissertação mostrará que os métodos da literatura, MANOVA e PCA, serão ineficientes na estimação dos índices multivariados de avaliação do sistema de medição. Neste contexto, a principal contribuição desta dissertação é a proposta de um novo método, mais robusto, para análise multivariada do sistema de medição através da ponderação dos escores das componentes principais por seus respectivos autovalores.

Ao mesmo tempo, esta pesquisa produziu outras importantes contribuições para a literatura, tais como:

- Como gerar dados simulados com diversas estruturas de correlação para avaliação de sistemas de medição inaceitável, marginal e aceitável;
- Como avaliar a variabilidade de um dispositivo medidor de parâmetros de rugosidade de superfícies através de estudos GR&R;
- Como avaliar a variabilidade de um sistema que mede grandezas geométricas de um cordão de solda através de estudos GR&R.

1.5 Metodologia de pesquisa

Esta pesquisa caracteriza-se ser de natureza aplicada devido ao seu interesse prático, isto é, que os resultados sejam aplicados ou utilizados imediatamente na solução de problemas que ocorrem na realidade. Quanto aos seus objetivos, a pesquisa pode ser classificada como normativa. Neste caso, primariamente, tem-se interesse no desenvolvimento de políticas, estratégias e ações para aperfeiçoar os resultados disponíveis na literatura existente, para encontrar uma solução ótima para novas definições de problemas ou para comparar várias estratégias relativas a um problema específico (BERTRAND e FRANSOO, 2002). Esta pesquisa possui uma Abordagem Quantitativa, pois considera que tudo pode ser quantificável, o que significa traduzir em números opiniões e informações para classificá-las e analisá-las, através de técnicas estatísticas (percentagem, média, moda, mediana, desvio padrão, coeficiente de correlação, análise de regressão, etc.).

1.5.1 Método quantitativo de pesquisa: experimental

O método para condução da pesquisa será o experimental, pois segundo Bryman (1989), a pesquisa experimental:

- Permite ao investigador estabelecer fortes relações de causalidade; ou seja, um experimento permite a identificação de uma função de transferência do tipo $Y=f(x)$;
- Apresenta uma maior facilidade no estabelecimento de relações de causa e efeito;
- É dotada de validade interna, ou seja, a capacidade de se concluir que as variáveis independentes realmente afetam a variável dependente;
- “... Controle é essencial”. Quando se utiliza a técnica experimental é necessário que se tenha controle das variáveis de estudo, para que seja possível alterá-las segundo

as necessidades do estudo. No entanto, preocupando-se em não ameaçar a validade externa da pesquisa em questão.

1.5.2 Técnica de coleta de dados

A técnica para a coleta de dados deverá ser principalmente a observação estruturada ou sistemática. Esta técnica realiza-se em condições controladas, para responder a propósitos preestabelecidos. Todavia, as normas não devem ser padronizadas nem rígidas, pois tanto as situações quanto os objetos e objetivos da investigação podem ser muito diferentes. Nela, o observador sabe o que procura e o que carece de importância em determinada situação; deve ser objetivo, reconhecer possíveis erros e eliminar sua influência sobre o que vê ou recolhe. Vários instrumentos podem ser utilizados nesse tipo de observação, tais como quadros, anotações, escalas, dispositivos mecânicos, etc.

Gerar uma planilha de coleta de dados para um estudo GR&R específico requer organização das informações para que o estudo seja conduzido corretamente. Sendo assim, alguns questionamentos deverão ser respondidos, tais como:

- **Quantas peças** são necessárias no estudo?
- **Quantos operadores** devem medir as peças?
- **Quantas vezes** um operador deve medir cada peça?

Apesar de que estes números específicos dependem de situações específicas, devem-se considerar os seguintes pontos ao selecionar peças, operadores e réplicas:

1. Selecionar peças que representem a amplitude real ou esperada de variação do processo;
2. É melhor usar mais peças com poucas medições de cada do que poucas peças com muitas medições de cada;
3. Se houver grande variação entre as medições feitas pelos operadores para uma peça, devem-se treinar os operadores para melhorar a consistência das medições antes de realizar o estudo.

Os dados devem ser coletados de forma aleatória, caso contrário, o procedimento de coleta de dados pode reproduzir valores tendenciosos.

1.5.3 Etapas da pesquisa experimental

Ao se planejar um experimento, geralmente, sugere-se o seguinte procedimento:

- a) Planejamento do experimento: nesta etapa o pesquisador escolhe as variáveis a serem exploradas;
- b) Operacionalização das variáveis: o pesquisador deve definir cada uma das variáveis e também a forma como as mesmas serão mensuradas;
- c) Estabelecimento das relações causais (hipóteses): o pesquisador estabelece as variáveis independentes e as variáveis dependentes do experimento a ser realizado;
- d) Definição das técnicas de análise dos dados do experimento: nesta etapa a técnica estatística é definida; isto é essencial para a condução do experimento;
- e) Especificação da unidade de análise ou montagem do banco de ensaio: onde o pesquisador começa a preparação da coleta de dados;
- f) Especificação do tempo para a condução do experimento: o momento do tempo da realização do experimento é fundamental para pesquisas a serem realizadas no futuro;
- g) Projeto do experimento: estabelecimento dos níveis (valores) para cada variável de controle estabelecimento da seqüência de cada evento da experimentação (são necessários cuidados em relação a aleatorização dos eventos de forma a reduzir possíveis erros nas variáveis de controle) e definição do número de eventos do experimento (verificar se serão necessárias replicações);
- h) Realização do experimento e coleta dos dados: nesta etapa deve seguir o que foi projetado na etapa de projeto do experimento (letra g);
- i) Análise estatística: a técnica de análise estatística escolhida na fase de análise de dados deve ser aplicada aos dados colhidos;
- j) Análise dos resultados: o pesquisador analisa os resultados obtidos na fase de análise estatística e compara com a teoria existente sobre o tema que foi experimentado;
- k) Conclusão: o pesquisador apresenta os resultados em relação a hipótese estabelecida na etapa de estabelecimento de hipóteses (letra c);

O planejamento experimental para os estudos GR&R será especificado nas seções 4.4 e 4.5.

1.6 Estrutura da dissertação

Esta dissertação está estruturada em cinco capítulos. Sendo que o primeiro capítulo apresentou a contextualização desta pesquisa, apontou os objetivos a serem alcançados, assim como o método de pesquisa utilizado nesta dissertação. Os próximos capítulos estão organizados da seguinte forma:

- O **capítulo dois** apresentará o estado da arte para as pesquisas que envolvem análise de sistema de medição. Adicionalmente, serão detalhados o método clássico (ANOVA) e os métodos multivariados (MANOVA e PCA) existentes na literatura;
- O **capítulo três** detalhará o método WPC proposto nesta dissertação. Um fluxograma detalhado será apresentado para orientar na condução do método proposto;
- O **capítulo quatro** mostrará a aplicação dos métodos ANOVA, MANOVA, PCA e WPC para dados da literatura, simulados e obtidos em laboratório. Os desempenhos dos métodos serão comparados no decorrer deste capítulo;
- Por fim, o **capítulo cinco** encerra a dissertação, apresentando as conclusões e sugestões para pesquisas futuras.

2. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

2.1 Considerações iniciais

O Capítulo 2 apresentará uma visão crítica das pesquisas envolvendo análise de sistemas de medição. Inicialmente, na seção 2.2, será apresentado o conceito de incerteza de medição e como este conceito está relacionado com estudos de repetitividade e reprodutividade de um sistema de medição. Ainda nesta seção, serão definidos os conceitos de repetitividade e reprodutividade, assim como os critérios de aceitação de um sistema de medição. Em seguida, na seção 2.3, serão abordados os trabalhos envolvendo análise de sistema de medição que estão inseridos em projetos Seis Sigma. Já a seção 2.4, apresentará as principais pesquisas envolvendo estudos GR&R usando o método clássico de Análise de Variância (ANOVA). Adicionalmente, os cálculos para estimar as componentes de variação e os índices de aceitação do sistema de medição, também serão abordados nesta seção. Por fim, a seção 2.5 citará as principais contribuições da literatura que usaram técnicas estatísticas multivariadas para avaliar sistemas de medições que medem múltiplas características correlacionadas. Os principais métodos, Análise Multivariada de Variância (MANOVA) e Análise de Componentes Principais (PCA), também serão detalhados nesta seção.

2.2 Incerteza de medição

Incerteza de medição é um termo que é usado internacionalmente para descrever a qualidade de um valor medido. Enquanto este termo tem tradicionalmente sido reservado para as medições de alta precisão executadas em laboratórios de metrologia, muitos clientes e padrões de sistemas de qualidade requerem que a incerteza de medição seja conhecida e consistente com a capacidade de medição requerida de qualquer inspeção e equipamentos de testes e medições.

Em essência, incerteza é o valor atribuído para um resultado medido que descreve, dentro de um nível definido de confiança, a amplitude esperada para conter o resultado de medição verdadeiro. Incerteza de medição é normalmente referenciado como uma distribuição bilateral. Incerteza é uma expressão quantificada da confiabilidade da medição. Uma simples expressão deste conceito é:

$$\text{Medição Verdadeira} = \text{Medição Observada} \pm U \quad (2.1)$$

U é o termo para “incerteza expandida” do mensurando e resultado medido. Incerteza expandida é o erro padrão combinado (u_c , aleatório e sistemático) no processo de medição

multiplicado por um fator de cobertura (k) que representa a área da distribuição normal para um nível desejado de confiança. O manual GUM (1995) determina que um fator de cobertura de 95% de confiança é suficiente para reportar a incerteza. Neste caso, é interpretado $k = 2$.

$$U = ku_c \quad (2.2)$$

O erro padrão combinado (u_c) inclui todas as componentes significantes de variação em um processo de medição. A Figura 2.1 mostra um diagrama de causa e efeito de algumas das potenciais fontes de variação. A componente de erro mais significativa pode ser quantificada por $\sigma_{desempenho}^2$ (AIAG, 2010). Outras fontes significantes de erro podem existir baseadas na aplicação da medição. Uma declaração de incerteza deve incluir um escopo adequado que identifique todos os erros significantes e permita que a medição seja replicada. Uma simples expressão pode ser quantificada como:

$$u_c^2 = \sigma_{desempenho}^2 + \sigma_{outro}^2 \quad (2.3)$$

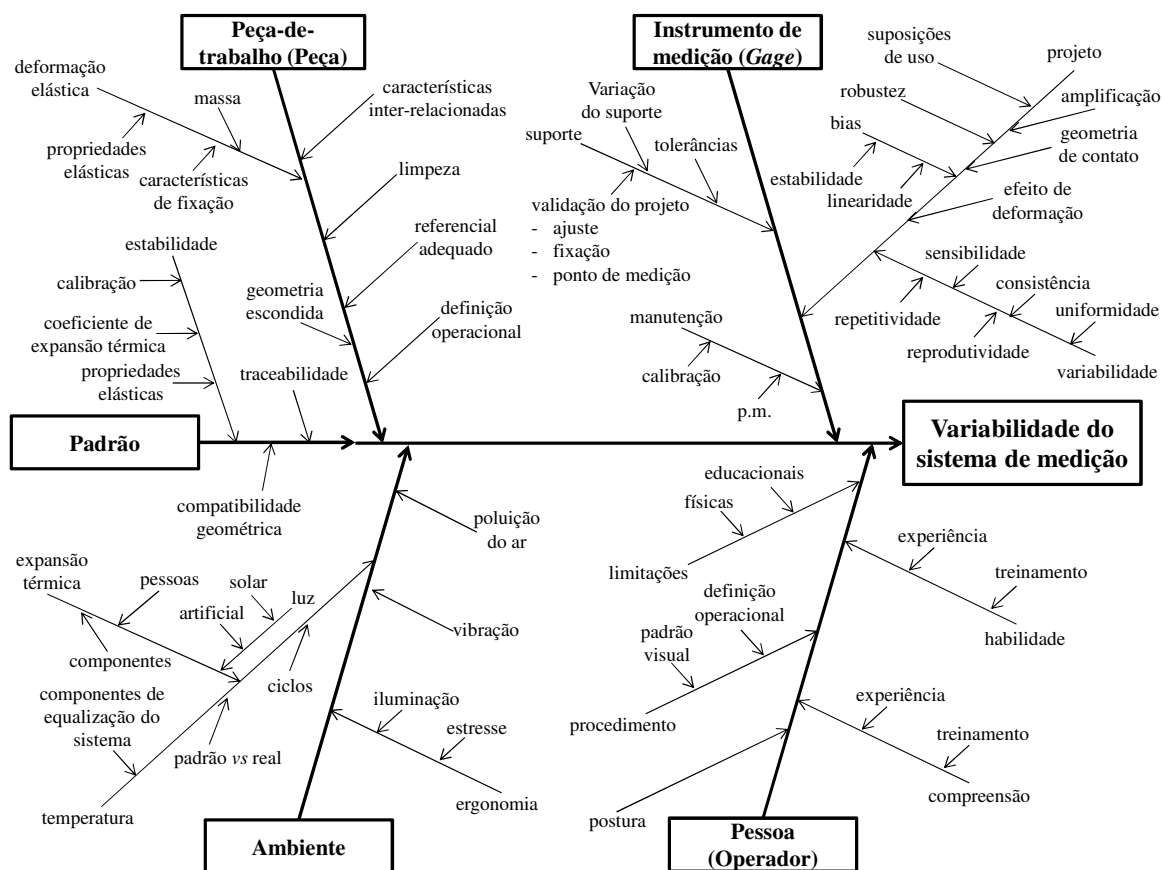


Figura 2.1 – Diagrama de causa e efeito da variabilidade de um sistema de medição
Fonte: AIAG (2010)

Em muitos casos, a estimativa da incerteza de medição usará métodos de MSA e GR&R para quantificar os erros padrão significantes (AIAG, 2010). MSA distingue-se de incerteza pelo fato de focar em entender o processo de medição, determinando a quantidade de erro no

processo e avalia a adequação do sistema de medição para o controle do produto ou processo. MSA fornece entendimento e melhoria (redução da variação). Incerteza é a amplitude de valores medidos, definidos por um intervalo de confiança, associado com um resultado medido e espera-se incluir o valor verdadeiro da medição. De uma forma geral, a variância combinada (aleatório e sistemático) pode ser composta pelos termos de variação, a longo e curto prazo, conforme Figura 2.2.

Da mesma forma que em desempenho de processo, o desempenho do sistema de medição é a rede de efeitos de todas as fontes determináveis e significantes de variação ao longo do tempo. O $\sigma^2_{desempenho}$ quantifica a atribuição de erros combinados de medição (aleatório e sistemático) e pode ser expresso como:

$$\sigma^2_{desempenho} = \sigma^2_{capabilidade} + \sigma^2_{estabilidade} + \sigma^2_{consistência} \quad (2.4)$$

Uma estimativa do desempenho de medição é uma expressão de erros esperados para determinadas condições, escopo e amplitude do sistema de medição. A capacidade representa os termos de erro (repetitividade, reprodutividade, *bias* e linearidade) de curto prazo de um sistema de medição.

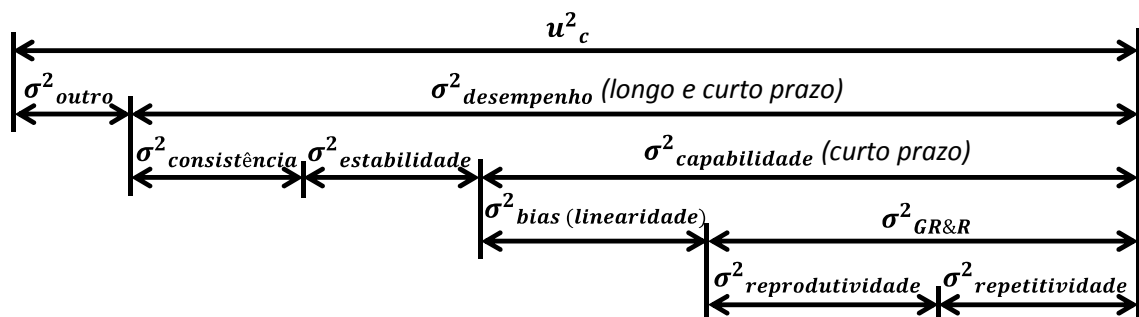


Figura 2.2 – Componentes de variação da variância combinada de um sistema de medição

2.2.1 Consistência

Consistência é a diferença na variação das medições realizadas ao longo do tempo, ou seja, a repetitividade ao longo do tempo. Um processo de medição consistente deve estar sob controle em relação a sua dispersão (Figura 2.3).

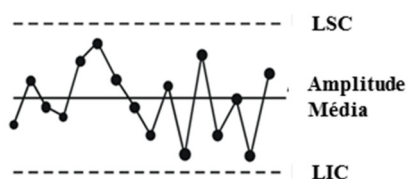


Figura 2.3 – Processo de medição consistente
Fonte: AIAG (2010)

2.2.2 Estabilidade

Estabilidade é a variação total nas medições obtidas com um sistema de medição em uma mesma peça ao medir uma única característica ao longo de um extenso período de tempo. Pode ser considerada a mudança no *bias* ao longo do tempo. Um processo de medição estável deve estar sob controle em relação ao seu valor de referência (Figura 2.4).

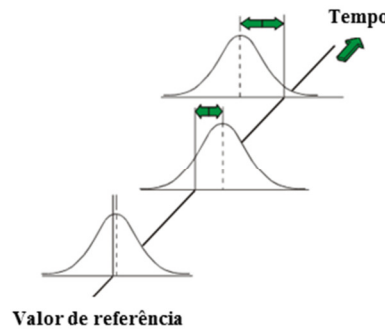


Figura 2.4 – Estabilidade de um processo de medição
Fonte: AIAG (2010)

2.2.3 Capabilidade

AIAG (2010) define capabilidade como estimativa da variação combinada de erros de medição (aleatório e sistemático) baseada em uma avaliação de curto prazo. Uma estimativa de capabilidade de medição é uma expressão do erro esperado para definidas condições, escopo e amplitude do sistema de medição. A $\sigma_{capabilidade}^2$ pode ser expressa como:

$$\sigma_{capabilidade}^2 = \sigma_{bias (linearidade)}^2 + \sigma_{GR\&R}^2 \quad (2.5)$$

Existem dois pontos essenciais para entender e aplicar corretamente a capabilidade do sistema de medição. Primeiro, uma estimativa de capabilidade é sempre associada com um escopo de medição definido – condições, amplitude e tempo. Segundo, a consistência e uniformidade (erros de repetitividade), de curto prazo, ao longo da amplitude das medições são incluídas na estimativa de capabilidade. Nesta dissertação, o termo de variância da Eq. (2.5) $\sigma_{GR\&R}^2$ será denominado σ_{SM}^2 .

2.2.3.1 Bias e Linearidade

Bias é frequentemente referenciado como exatidão. Devido ao fato de que o termo “exatidão” na literatura tem diversos significados, usar um termo alternativo a “*bias*” não é recomendado. *Bias* é a diferença entre o valor verdadeiro (valor de referência) e a média observada das medições de uma mesma característica em uma mesma peça (Figura 2.5). Para Attivissimo *et al.* (2011), *Bias* é a medida de erro sistemático do sistema de medição.

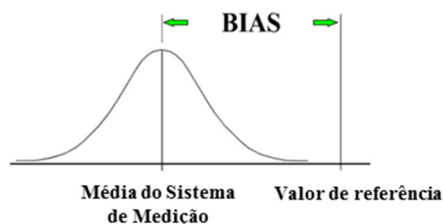


Figura 2.5 – *Bias* de um processo de medição
Fonte: AIAG (2010)

A diferença de *bias* ao longo de toda amplitude de operações (medições) esperadas do equipamento é chamada de linearidade. Pode ser interpretada como a mudança de *bias* em relação à amostra avaliada (Figura 2.6).



Figura 2.6 – linearidade de um processo de medição
Fonte: AIAG (2010)

2.2.3.2 Repetitividade e Reprodutividade

Grande parte dos trabalhos publicados na literatura definem repetitividade como a variação nas medições obtidas com um instrumento de medição quando usado diversas vezes por um avaliador que mede a mesma característica em uma mesma peça (AL-REFAIE e BATA, 2010; AWAD *et al.*, 2009; BURDICK, BORROR e MONTGOMERY, 2003; MAJESKE, 2008; WU, PEARN e KOTZ, 2009). Além disso, segundo AIAG (2010), a repetitividade é comumente referenciada como a variação do equipamento de medição (*EV*). De fato, repetitividade é a variação de causa comum (erro aleatório) das sucessivas réplicas medidas sob definidas condições de medição. Uma boa definição para repetitividade é variação “dentro do sistema” quando condições de medição são fixadas e definidas – peça, operador, instrumento, padrão, método, condições ambientais, etc.

Já a reprodutividade é tipicamente definida como a variação na média das medições feitas entre diferentes avaliadores usando o mesmo instrumento de medição para medir a mesma característica em uma mesma peça (ERDMANN, DOES e BISGAARD, 2010; KNOWLES, VICKERS e ANTONY, 2003; POLINI e TURCHETTA, 2004; SENOL, 2004; VAN DEN HEUVEL e TRIP, 2002; WANG e CHIEN, 2010). No entanto, esta afirmação não é verdadeira para processos de medição em sistemas automatizados, nos quais o operador não é uma fonte significativa de variação. Por esta razão, AIAG (2010) define reprodutividade

como a variação média “entre sistemas” ou entre condições de medição – instrumentos, laboratórios, condições ambientais e, principalmente, operadores. A Figura 2.7 representa graficamente as fontes de variação devido à repetitividade e reprodutividade de um sistema de medição.

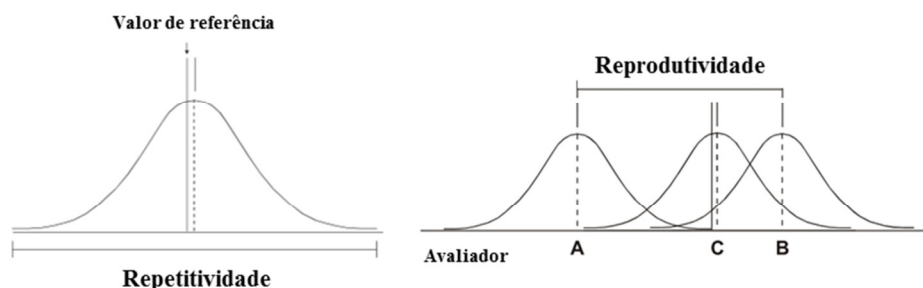


Figura 2.7 – Representação gráfica de repetitividade e reprodutividade
Fonte: AIAG (2010)

Pode existir algum equívoco conceitual ao se tratar de *bias* e repetitividade. Se um instrumento de medição é certificado por uma agência independente como “exato”, ou se o instrumento é assegurado ter “alta precisão” pelo vendedor, pode-se concluir de forma incorreta que todas as leituras vão determinar valores muito próximos ao real. Isto não é apenas conceitualmente incorreto como também pode conduzir a decisões mal tomadas sobre o produto e o processo. É importante perceber que:

- *Bias* e repetitividade são independentes um do outro (veja Figura 2.8);
- Controlar uma destas fontes de erro não garante o controle da outra. Consequentemente, programas de controle do sistema de medição devem quantificar e rastrear todas as fontes relevantes de variação.

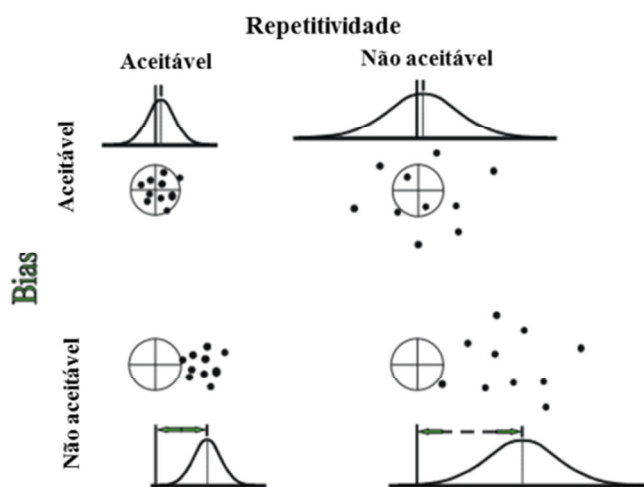


Figura 2.8 – Relacionamentos entre *bias* e repetitividade
Fonte: AIAG (2010)

2.2.4 GR&R e os critérios de aceitação do sistema de medição

De acordo com Al-Refaie e Bata (2010), Shiau (2000) e Wang e Chien (2010) o estudo usado para medir as componentes de variação de uma análise do sistema de medição é chamado de estudo *Gage Repeatability and Reproducibility* (GR&R), o qual pretende determinar se a variabilidade do sistema de medição é relativamente menor que a variabilidade do processo monitorado.

Para situações de “controle de produto” em que o resultado da medição resulta na decisão para produtos conformes e não conformes, através de inspeção 100% ou amostragem, a especificação da tolerância deve ser considerada. Neste caso, teremos um GR&R direcionado para avaliar a tolerância especificada para o produto, logo, não deverá cobrir toda a amplitude do processo.

Para situações de “controle de processo” em que o resultado da medição resulta em decisões a respeito de “estabilidade de processo, entendimento da variação natural do processo” (ou seja, *SPC*, monitoramento de processo, capacidade e melhoria de processo), a viabilidade de amostras para toda a amplitude de operação torna-se muito importante. Neste caso, teremos um GR&R direcionado para avaliar a adequação do sistema de medição para o controle do processo. Portanto, quando o propósito de um sistema de medição é analisar um processo, as diretrizes gerais para aceitação do sistema de medição estão apresentadas na Figura 2.9 (AIAG, 2010; AL-REFAIE e BATA, 2010; DE MAST e WIERINGEN, 2004; DEJAEGER *et al.*, 2006; HE, WANG e COOK, 2011; LI e AL-REFAIE, 2008; MAJESKE, 2008; MONTGOMERY, 2005; WANG e CHIEN, 2010; WHITE e BORROR, 2011; WOODALL e BORROR, 2008).

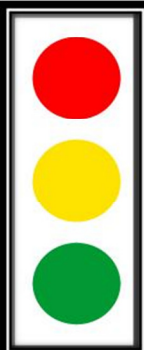
	GR&R	Decisão	Comentário
	$\%R\&R > 30\%$	Inaceitável	Esforços devem ser direcionados para melhorar o sistema de medição
	$10\% < \%R\&R < 30\%$	Marginal	Pode ser aceitável dependendo da aplicação, custo do instrumento de medição, custo de retrabalho ou reparo. Deve ser aprovado pelo cliente.
	$\%R\&R < 10\%$	Aceitável	Recomendado especialmente quando se tenta classificar peças ou quando é requisitado um controle mais rigoroso de processo.

Figura 2.9 – Critérios de aceitação do sistema de medição

Uma estatística adicional de variabilidade do sistema de medição é o número de categorias distintas (*ndc*). Esta estatística indica o número de categorias em que o processo de

medição pode ser dividido. Este valor deve ser maior ou igual a 5 (AIAG, 2010; AL-REFAIE e BATA, 2010; LI e AL-REFAIE, 2008; MAJESKE, 2008; MONTGOMERY, 2005; WANG e CHIEN, 2010; WHITE e BORROR, 2011; WOODALL e BORROR, 2008). Os equacionamentos utilizados para obtenção destes índices de avaliação do sistema de medição serão apresentados nas seções 2.4 (univariado, ANOVA), 2.5 (multivariado, MANOVA e PCA) e 3.3 (multivariado proposto, WPC).

2.3 A etapa medir do Seis Sigma

Seis Sigma é definido, segundo Linderman *et al* (2003), como um método organizado e sistemático para melhoria de processos, melhoria de novos produtos e de desenvolvimento de serviços baseado em métodos científicos e estatísticos para fazer uma redução dramática nas taxas de defeito definidos pelo cliente. Durante a etapa Medir deste método estruturado é analisada a capacidade do equipamento de medição em medir as características que precisam ser otimizadas (AL-MISHARI e SULIMAN, 2008; DE KONING e DE MAST, 2006; DE MAST *et al.*, 2000; KWAK e ANBARI, 2006; HOERL, 2001; MONTGOMERY *et al.*, 2005; MONTGOMERY e WOODALL, 2008; RAISINGHANI *et al.*, 2005; SATOLO *et al.*, 2009; SAHOO, TIWARI e MILEHAM, 2008; SU, CHIANG e CHIAO, 2005; TANG *et al.*, 2007). A análise do sistema de medição realiza estudos de repetitividade e reprodutividade para determinar se a variabilidade do sistema de medição é relativamente menor que a variabilidade do processo monitorado. Há na literatura alguns exemplos de estudos GR&R aplicados durante a condução de projetos Seis Sigma. Dejaegher *et al.* (2006) usaram a metodologia Seis Sigma para medir, analisar e melhorar a capacidade de um método requerido para testar e confirmar a qualidade de um ingrediente ativo farmacêutico. Isto foi feito usando múltiplos estudos GR&R para analisar a capacidade do método de medição e em seguida foi utilizado planejamento de experimentos para melhorar este método.

Kaija *et al.* (2010) usaram algumas ferramentas Seis Sigma para avaliar um processo de impressão de uma camada dielétrica com uma impressora de jato de tinta. Inicialmente foi conduzido um estudo GR&R para avaliar qual a proporção de variação é causada pelo sistema de medição e pela variação do processo. Em seguida, planejamento e análise de experimentos foram conduzidos para identificar os parâmetros com os efeitos mais significativos para as respostas camada isolante e rugosidade da camada dielétrica.

Johnson *et al.* (2006) apresentaram uma aplicação do DMAIC para o experimento “*paper helicopter*”, disponível em Box (1992). Na etapa Medir, daquele projeto Seis Sigma para *Black Belts*, os autores usaram um estudo GR&R, através do método ANOVA, para

avaliar o sistema que mede o tempo de descida dos helicópteros de papel. A componente de variação devido ao sistema de medição foi de apenas 2,24%, logo, os autores concluíram que o sistema de medição era aceitável para a condução do projeto.

Li e Al-Refaie (2008) utilizaram o método DMAIC do Seis Sigma para aumentar a capacidade do sistema de medição de uma indústria madeireira. O sistema de medição avaliado por um estudo GR&R foi considerado inaceitável. Para melhorar o sistema de medição foi implementado treinamento dos operadores, seleção adequada do dispositivo de medição e o método de medição foi também melhorado. Em um segundo estudo GR&R, os autores concluíram que a variância do dispositivo de medição foi reduzida em 39.38% e o índice ndc foi melhorado com um aumento de 168.84%.

Os trabalhos citados acima usaram uma abordagem univariada, durante a etapa Medir dos projetos, para a avaliação do sistema de medição. A seção 2.4.1 detalhará como obter os componentes de variação em um estudo GR&R univariado, assim como os índices de aceitação do sistema de medição.

2.4 Estudo GR&R baseado em métodos univariados

Antes de analisar a capacidade do processo em um projeto de melhoria da qualidade deve-se avaliar a capacidade do sistema de medição. Uma estratégia bastante utilizada é a priorização da característica crítica da qualidade. Esta característica é uma variável resposta que tem uma importância crítica para o cliente, logo, as futuras ações de melhoria devem ser tomadas com objetivo de otimizar esta característica da qualidade.

Segundo Wang e Chien (2010), dois métodos comumente usados em estudos GR&R univariado são: (1) Análise de Variância (ANOVA); e (2) Média e Amplitude. De acordo com AIAG (2010), o método ANOVA é mais recomendado que o método de Média e Amplitude, pois possui vantagens tais como:

- Estima as variâncias mais precisamente;
- Extrai mais informação dos dados experimentais (através do efeito da interação entre peça e operador).

Na literatura, há uma considerável quantidade de trabalhos que usaram o método GR&R univariado ANOVA para avaliar um sistema de medição. Al-Refaie e Bata (2010) propuseram um procedimento para avaliar o sistema de medição e a capacidade do processo usando um estudo GR&R com quatro medidas de qualidade. Os índices taxa de precisão à tolerância (P/T), relação sinal ruído (SNR), taxa de discriminação (DR) e índices de capacidade (Cp e

Cpk) foram os critérios de aceitação e rejeição empregados para avaliar o sistema de medição e a capacidade do processo.

Costa *et al.* (2005) trataram da concepção e implementação de um sistema de medição que permite avaliar a ondulação superficial do papel de forma quantitativa, objetiva e sistemática. O processo de concepção do sistema de medição foi apresentado considerando todas as suas etapas, desde a seleção e avaliação do dispositivo de medição, usando um estudo GR&R, até a geração e validação do modelo estatístico de medição.

Lyu e Chen (2008) desenvolveram um procedimento, baseado em um modelo linear generalizado, para avaliar a repetitividade e reprodutividade de um sistema de medição para dados do tipo atributo. Para calcular a repetitividade de um sistema, o procedimento integra o método mínimos quadrados ponderados iterativo (IWLS) e análise de desvio.

Senol (2004) usou planejamento de experimentos para acrescentar ao modelo de avaliação do sistema de medição o fator laboratório. Tal estudo concluiu que as condições ambientais e atmosféricas, muitas vezes desprezadas em estudos GR&R, podem representar uma contribuição significativa para a variabilidade da medição.

Shiau (2000) usou um modelo matemático de custo de perda de medição para avaliar um dispositivo de medição e também melhorar sua utilização na linha de produção. Foi sugerido o conceito de limite de proteção para reduzir o custo da perda de medição on-line quando não há um dispositivo de melhor desempenho disponível.

A próxima seção detalhará como obter os componentes de variação em um estudo GR&R univariado, assim como os índices de aceitação do sistema de medição. Neste caso, utiliza-se análise de variância para identificar os fatores significativos de variação, em seguida estimam-se as componentes de variação do estudo e, por fim, estimam-se os índices de aceitação do sistema de medição.

2.4.1 Método Análise de Variância (ANOVA)

Em muitos processos envolvendo medições de produtos manufaturados para uma única característica da qualidade, a variabilidade observada pode ser devido à variabilidade do próprio produto, erro de medição ou variabilidade do dispositivo de medição. Um modelo completo para um estudo GR&R com p peças, o operadores e r réplicas é constituído por (AL-REFAIE e BATA, 2010; AWAD *et al.*, 2009; BURDICK, BORROR e MONTGOMERY, 2003; DELDOSSI e ZAPPA, 2011; ERDMANN, DOES e BISGAARD, 2010; GONG, BURDICK e QUIROZ, 2005):

$$y = \mu + \alpha_i + \beta_j + (\alpha\beta)_{ij} + \varepsilon_{ijk} \begin{cases} i = 1, 2, \dots, p \\ j = 1, 2, \dots, o \\ k = 1, 2, \dots, r \end{cases} \quad (2.6)$$

onde y é a variável resposta medida, μ é a média dos valores medidos e $\alpha_i \sim N(0, \sigma_\alpha)$, $\beta_j \sim N(0, \sigma_\beta)$, $\alpha\beta_{ij} \sim N(0, \sigma_{\alpha\beta})$ e $\varepsilon_{ijk} \sim N(0, \sigma_\varepsilon)$ são variáveis aleatórias estatisticamente independentes para peça, operador, interação e o termo de erro, respectivamente. As componentes de variância do modelo (2.6) podem ser estimadas usando o método ANOVA. Além disso, as componentes de variação devido ao processo (σ_P^2), repetitividade ($\sigma_{repetitividade}^2$), reprodutividade ($\sigma_{reprodutividade}^2$), sistema de medição (σ_{SM}^2) e variação total (σ_T^2), são estimadas através das Eqs. (2.7)-(2.11) (DEJAEGHER *et al.*, 2006; KAIJA *et al.*, 2010; LI e AL-REFAIE, 2008; SENOL, 2004; WHITE e BORROR, 2011; WOODAL e BORROR, 2008):

$$\hat{\sigma}_P^2 = \hat{\sigma}_\alpha^2 = \frac{MSP - MSPO}{or} \quad (2.7)$$

$$\hat{\sigma}_{repetitividade}^2 = \hat{\sigma}_\varepsilon^2 = MSE \quad (2.8)$$

$$\hat{\sigma}_{reprodutividade}^2 = \hat{\sigma}_\beta^2 + \hat{\sigma}_{\alpha\beta}^2 = \frac{MSO - MSPO}{pr} + \frac{MSPO - MSE}{r} \quad (2.9)$$

$$\hat{\sigma}_{SM}^2 = \hat{\sigma}_{repetitividade}^2 + \hat{\sigma}_{reprodutividade}^2 \quad (2.10)$$

$$\hat{\sigma}_T^2 = \hat{\sigma}_P^2 + \hat{\sigma}_{SM}^2 \quad (2.11)$$

onde MSP, MSO, MSPO e MSE são, respectivamente, as médias quadráticas para o fator peça, fator operador, fator de interação e o termo de erro. Caso o efeito de interação não seja significativo, o modelo completo pode ser reduzido para:

$$y = \mu + \alpha_i + \beta_j + \varepsilon_{ijk} \quad (2.12)$$

Neste caso, as componentes de variação do estudo GR&R univariado são estimadas através das Eqs. (2.13)-(2.17):

$$\hat{\sigma}_P^2 = \hat{\sigma}_\alpha^2 = \frac{MSP - MSE}{or} \quad (2.13)$$

$$\hat{\sigma}_{repetitividade}^2 = \hat{\sigma}_\varepsilon^2 = MSE \quad (2.14)$$

$$\hat{\sigma}_{reprodutividade}^2 = \hat{\sigma}_\beta^2 = \frac{MSO - MSE}{pr} \quad (2.15)$$

$$\hat{\sigma}_{SM}^2 = \hat{\sigma}_{repetitividade}^2 + \hat{\sigma}_{reprodutividade}^2 \quad (2.16)$$

$$\hat{\sigma}_T^2 = \hat{\sigma}_P^2 + \hat{\sigma}_{SM}^2 \quad (2.17)$$

Dois índices comuns em estudos de GR&R serão usados para determinar a aceitação do sistema de medição. Recomenda-se avaliar o sistema de medição dimensionando o desvio-padrão do sistema de medição com o desvio-padrão total do processo observado. A estatística, denominada porcentagem R&R, é definida como (AIAG, 2010; AL-REFAIE e BATA, 2010;

DE MAST e WIERINGEN, 2004; DEJAEGHER *et al.*, 2006; LI e AL-REFAIE, 2008; MONTGOMERY, 2005; WHITE e BORROR, 2011; WOODALL e BORROR, 2008):

$$\%R\&R = \left(\frac{\sigma_{SM}}{\sigma_T} \right) 100\% \quad (2.18)$$

O número de categorias distintas (*ndc* ou índice sinal-ruído, SNR) é uma estatística adicional para dimensionar a variabilidade do sistema de medição e pode ser definida como (AIAG, 2010; AL-REFAIE e BATA, 2010; LI e AL-REFAIE, 2008; MONTGOMERY, 2005; WHITE e BORROR, 2011; WOODALL e BORROR, 2008):

$$ndc = \sqrt{\frac{2\sigma_P^2}{\sigma_{SM}^2}} = 1,41 \frac{\sigma_P}{\sigma_{SM}} \quad (2.19)$$

Os critérios de aceitação do sistema de medição já foram descritos na seção 2.2.4.

2.5 Estudo GR&R baseado em métodos multivariados

Todos os trabalhos especificamente citados na seção 2.4 utilizaram uma abordagem univariada para avaliar o sistema de medição. No caso em que se deseja avaliar um sistema de medição que mede múltiplas variáveis, a estratégia de priorização da característica da qualidade e utilização de métodos univariados pode não ser satisfatória. Nestes casos, as características geralmente apresentam uma estrutura de correlação que deve ser considerada na análise, logo, devem ser utilizados métodos multivariados para análise deste sistema de medição. Para estudos GR&R multivariado existem poucas pesquisas já realizadas até o momento na literatura (WANG e CHIEN, 2010).

Flyn, Sarkani e Mazzuchi (2009) usaram análise de regressão para avaliar a capacidade de dois sistemas de medição que são equivalentes funcionalmente e diferentes tecnologicamente para um teste de aceitação de uma unidade de teste. Visto que os critérios “passa/não passa” de uma unidade de teste são inapropriados para as medições de precisão como repetitividade e reprodutividade, os autores propuseram uma metodologia, que utiliza MANOVA e PCA, para examinar se há diferença significativa entre os sistemas de medição.

He, Wang e Cook (2011) propuseram uma abordagem on-line de MSA multivariada para detectar falhas em instrumentos de teste em um sistema de testes multisite. Os dados multivariados foram transformados usando análise de componentes principais, em seguida, os valores das componentes principais de cada instrumento de teste foi comparado com os limites de controle obtidos através da análise das componentes principais de todos os instrumentos de teste.

Majeske (2008) usou o método de MANOVA para estimar a matriz variância-covariância para estudos GR&R com um fator, dois fatores e três fatores significativos. Tal

trabalho demonstra como ajustar um modelo MANOVA e estimar critérios multivariados (P/T_m , $\%R\&R_m$ e SNR_m) para avaliar o sistema de medição usando dados de um estudo GR&R de um painel automotivo de aço laminado.

Wang e Chien (2010) usaram o método *Process-oriented basis representation* (POBREP) para avaliar um processo de medição com dados multivariados. Os resultados mostraram que o método POBREP supera outros métodos como PCA e o método univariado, pois o POBREP é capaz de identificar causas específicas de problemas de produção e mapeá-los em uma matriz base.

Wang e Yang (2007) apresentaram um estudo GR&R com múltiplas características usando o método PCA. Dois índices compostos, precisão à tolerância e porcentagem de variação do sistema de medição em relação à variação total do processo, foram usados para avaliar a adequação do sistema de medição. O estudo de caso mostrou que o método PCA foi melhor que o método univariado para estimação dos índices.

As próximas seções, 2.5.1 e 2.5.2, apresentarão detalhadamente como obter os componentes de variação em um estudo GR&R multivariado, assim como os índices de aceitação do sistema de medição usando os métodos MANOVA e PCA.

2.5.1 Método Análise Multivariada de Variância (MANOVA)

De acordo com He, Wang e Cook (2011), Majeske (2008) e Wang e Chien (2010), quando um estudo GR&R considera dois fatores com interação para múltiplas características da qualidade (q características), o modelo é dado por:

$$Y = \begin{bmatrix} Y_{11} & Y_{12} & \cdots & Y_{1q} \\ Y_{21} & Y_{22} & \cdots & Y_{2q} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ Y_{n1} & Y_{n2} & \cdots & Y_{nq} \end{bmatrix} = \mu + \alpha_i + \beta_j + (\alpha\beta)_{ij} + \varepsilon_{ijk} \begin{cases} i = 1, 2, \dots, p \\ j = 1, 2, \dots, o \\ k = 1, 2, \dots, r \end{cases} \quad (2.20)$$

onde $Y = (Y_1, Y_2, \dots, Y_q)$ e $\mu = (\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_q)$ são vetores constantes; $\alpha_i \sim N(0, \Sigma_\alpha)$, $\beta_j \sim N(0, \Sigma_\beta)$, $\alpha\beta_{ij} \sim N(0, \Sigma_{\alpha\beta})$ e $\varepsilon_{ijk} \sim N(0, \Sigma_\varepsilon)$ são vetores aleatórios estatisticamente independentes um dos outros. Os componentes de variância do modelo (2.20) podem ser estimados usando o método de MANOVA. Antes de estimar as matrizes variância-covariância, estimam-se as matrizes de médias quadráticas para os fatores peça (MSP), operador (MSO), interação (MSPO), assim como para o termo de erro (MSE). Logo, as matrizes das médias quadráticas são estimadas por:

$$MSP_{ab} = \frac{or}{p-1} \sum_{i=1}^p (\bar{m}_{a_{i..}} - \bar{m}_{a...})(\bar{m}_{b_{i..}} - \bar{m}_{b...}) \quad (2.21)$$

$$MSO_{ab} = \frac{pr}{o-1} \sum_{j=1}^o (\bar{m}_{a.j.} - \bar{m}_{a...}) (\bar{m}_{b.j.} - \bar{m}_{b...}) \quad (2.22)$$

$$MSPO_{ab} = \frac{r}{(p-1)(o-1)} \sum_{i=1}^p \sum_{j=1}^o (\bar{m}_{a_{ij.}} - \bar{m}_{a_i..} - \bar{m}_{a.j.} + \bar{m}_{a...}) \\ \times (\bar{m}_{b_{ij.}} - \bar{m}_{b_i..} - \bar{m}_{b.j.} + \bar{m}_{b...}) \quad (2.23)$$

$$MSE_{ab} = \frac{1}{po(r-1)} \sum_{i=1}^p \sum_{j=1}^o \sum_{k=1}^r (\bar{m}_{a_{ijk}} - \bar{m}_{a_i..}) \times (\bar{m}_{b_{ijk}} - \bar{m}_{b_i..}) \quad (2.24)$$

Em seguida, estimam-se as matrizes variância-covariância para processo ($\hat{\Sigma}_P$), repetitividade ($\hat{\Sigma}_{repetitividade}$), reprodutividade ($\hat{\Sigma}_{reprodutividade}$), sistema de medição ($\hat{\Sigma}_{SM}$) e variação total ($\hat{\Sigma}_T$), com base no nas matrizes de médias quadráticas das Eqs. (2.21)-(2.24):

$$\hat{\Sigma}_P = \hat{\Sigma}_\alpha = \frac{MSP - MSPO}{or} \quad (2.25)$$

$$\hat{\Sigma}_{repetitividade} = \hat{\Sigma}_\varepsilon = MSE \quad (2.26)$$

$$\hat{\Sigma}_{reprodutividade} = \hat{\Sigma}_\beta + \hat{\Sigma}_{\alpha\beta} = \frac{MSO - MSPO}{pr} + \frac{MSPO - MSE}{r} \quad (2.27)$$

$$\hat{\Sigma}_{SM} = \hat{\Sigma}_{repetitividade} + \hat{\Sigma}_{reprodutividade} \quad (2.28)$$

$$\hat{\Sigma}_T = \hat{\Sigma}_P + \hat{\Sigma}_{SM} \quad (2.29)$$

Se o efeito de interação não é significativo, o modelo (2.20) pode ser reduzido para:

$$Y = \mu + \alpha_i + \beta_j + \varepsilon_{ijk} \begin{cases} i = 1, 2, \dots, p \\ j = 1, 2, \dots, o \\ k = 1, 2, \dots, r \end{cases} \quad (2.30)$$

Neste caso, as matrizes das médias quadráticas MSP, MSO e MSE são estimadas por:

$$MSP_{ab} = \frac{or}{p-1} \sum_{i=1}^p (\bar{m}_{a_i..} - \bar{m}_{a...}) (\bar{m}_{b_i..} - \bar{m}_{b...}) \quad (2.31)$$

$$MSO_{ab} = \frac{pr}{o-1} \sum_{j=1}^o (\bar{m}_{a.j.} - \bar{m}_{a...}) (\bar{m}_{b.j.} - \bar{m}_{b...}) \quad (2.32)$$

$$MSE_{ab} = \frac{1}{por-p-o+1} \sum_{i=1}^p \sum_{j=1}^o \sum_{k=1}^r (\bar{m}_{a_{ijk}} - \bar{m}_{a_i..} - \bar{m}_{a.j.} + \bar{m}_{a...}) \\ \times (\bar{m}_{b_{ijk}} - \bar{m}_{b_i..} - \bar{m}_{b.j.} + \bar{m}_{b...}) \quad (2.33)$$

Na sequência, as componentes de variação do estudo GR&R multivariado são estimadas através das Eqs. (2.34)-(2.38):

$$\hat{\Sigma}_P = \hat{\Sigma}_\alpha = \frac{MSP - MSE}{or} \quad (2.34)$$

$$\hat{\Sigma}_{repetitividade} = \hat{\Sigma}_\varepsilon = MSE \quad (2.35)$$

$$\hat{\Sigma}_{reprodutividade} = \hat{\Sigma}_\beta = \frac{MSO - MSE}{pr} \quad (2.36)$$

$$\hat{\Sigma}_{SM} = \hat{\Sigma}_{repetitividade} + \hat{\Sigma}_{reprodutividade} \quad (2.37)$$

$$\hat{\Sigma}_T = \hat{\Sigma}_P + \hat{\Sigma}_{SM} \quad (2.38)$$

Os índices $\%R\&R_m$ e ndc_m de avaliação do sistema de medição são calculados por:

$$\%R\&R_m = \left(\prod_{i=1}^q \sqrt{\frac{\lambda_{SM_i}}{\lambda_{T_i}}} \right)^{1/n} 100\% \quad (2.39)$$

$$ndc_m = \sqrt{2} \left(\prod_{i=1}^q \sqrt{\frac{\lambda_{P_i}}{\lambda_{G_i}}} \right)^{1/n} \quad (2.40)$$

De acordo com Majeske (2008) os critérios de aceitação do sistema de medição são os mesmos descritos na seção 2.2.4.

2.5.2 Método Análise de Componentes Principais (PCA)

Segundo Wang e Chien (2010), para tratar com múltiplas características da qualidade em um estudo GR&R, PCA é um método alternativo ao método MANOVA proposto por Majeske (2008). PCA é uma das ferramentas aplicadas mais amplamente usadas para resumir os padrões comuns de variação entre variáveis. Além disso, esta técnica estatística também é capaz de reter informações significativas nos primeiros eixos das PCs, visto que a variação associada ao erro experimental, erro de medição, erro de arredondamento é resumido nos últimos eixos das PCs (PAIVA, 2006; PAIVA, FERREIRA e BALESTRASSI, 2007). PCA é algebricamente uma combinação linear ℓ de q variáveis aleatórias Y_1, Y_2, \dots, Y_q . Geometricamente essas combinações representam um novo sistema de coordenadas obtidas durante a rotação de um sistema original (JOHNSON e WICHERN, 2002; MUKHERJEE e RAY, 2008; PAIVA *et al.*, 2008). As coordenadas dos eixos têm agora as variáveis Y_1, Y_2, \dots, Y_q e representam a direção de máximo. As componentes principais são não correlacionadas e dependem somente da matriz de covariância Σ (ou da matriz de correlação R) das variáveis Y_1, Y_2, \dots, Y_q e seu desenvolvimento não requer a suposição de normalidade multivariada. Visto que a matriz possui pares de autovalores-autovetores $(\lambda_1, e_1), (\lambda_2, e_2), \dots, (\lambda_q, e_q)$, onde $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_q \geq 0$, então o i -ésimo componente principal é dado por:

$$PC_i = e_i^T Y = e_{1i}Y_1 + e_{2i}Y_2 + \dots + e_{qi}Y_q \quad i = 1, 2, \dots, q \quad (2.41)$$

A i -ésima componente principal pode ser obtida de acordo com Eq. (2.42):

$$\begin{aligned} & \text{Maximizar} \quad \text{Var}[e_i^T Y] \\ & \text{Sujeito a:} \quad e_i^T e_i = 1 \\ & \quad \text{Cov}[e_i^T Y, e_k^T Y] = 0, \quad k < i \end{aligned} \quad (2.42)$$

Um conjunto original de variáveis pode ser substituído por uma combinação linear não correlacionada chamada de escores das componentes principais. Considerando \mathbf{Z} a matriz de dados padronizados e \mathbf{E} a matriz de autovetores do conjunto multivariado, cada escore da componente principal pode então ser obtido com (JOHNSON e WICHERN, 2002):

$$PC_{\text{escore}} = \mathbf{Z}^T \mathbf{E} = \begin{bmatrix} \left(\frac{y_{11} - \bar{y}_1}{\sqrt{s_{11}}} \right) & \left(\frac{y_{12} - \bar{y}_2}{\sqrt{s_{22}}} \right) & \dots & \left(\frac{y_{1q} - \bar{y}_q}{\sqrt{s_{qq}}} \right) \\ \left(\frac{y_{21} - \bar{y}_1}{\sqrt{s_{11}}} \right) & \left(\frac{y_{22} - \bar{y}_2}{\sqrt{s_{22}}} \right) & \dots & \left(\frac{y_{2q} - \bar{y}_q}{\sqrt{s_{qq}}} \right) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \left(\frac{y_{n1} - \bar{y}_1}{\sqrt{s_{11}}} \right) & \left(\frac{y_{n2} - \bar{y}_2}{\sqrt{s_{22}}} \right) & \dots & \left(\frac{y_{nq} - \bar{y}_q}{\sqrt{s_{qq}}} \right) \end{bmatrix}^T \times \begin{bmatrix} e_{11} & e_{12} & \dots & e_{1q} \\ e_{21} & e_{22} & \dots & e_{2q} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ e_{q1} & e_{q2} & \dots & e_{qq} \end{bmatrix} \quad (2.43)$$

A Eq. (2.44) representa um modelo completo para um estudo GR&R multivariado com q características da qualidade, p peças, o operadores e r réplicas que pode ser analisado por PCA. Este modelo é similar ao modelo univariado, no entanto, as respostas originais são substituídas pelos escores de uma componente principal.

$$PC_q = \mu + \alpha_i + \beta_j + (\alpha\beta)_{ij} + \varepsilon_{ijk} \begin{cases} i = 1, 2, \dots, p \\ j = 1, 2, \dots, o \\ k = 1, 2, \dots, r \end{cases} \quad (2.44)$$

onde PC_q é a componente usada como resposta do modelo, μ é uma constante, $\alpha_i \sim N(0, \sigma_\alpha)$, $\beta_j \sim N(0, \sigma_\beta)$, $\alpha\beta_{ij} \sim N(0, \sigma_{\alpha\beta})$ e $\varepsilon_{ijk} \sim N(0, \sigma_E)$ são variáveis aleatórias estatisticamente independentes para peça, operador, interação e o termo de erro, respectivamente. Os cálculos para estimar as componentes de variação do estudo GR&R e os índices multivariados de aceitação do sistema de medição, usando PCA, são realizados da mesma forma que no método univariado ANOVA. No entanto, os resultados destes equacionamentos aplicados aos escores das componentes principais representaram todas as q características analisadas no estudo. Wang e Chien (2010) determinaram que os critérios de aceitação do sistema de medição são os mesmos descritos na seção 2.2.4.

2.6 Considerações finais

Este capítulo teve o objetivo de apresentar todo o suporte teórico necessário para o desenvolvimento do presente trabalho. Os conceitos básicos envolvendo incerteza de medição e as componentes de variação de um sistema de medição foram discutidas neste capítulo. Os métodos univariado (ANOVA) e multivariados (MANOVA e PCA) utilizados para avaliar um sistema de medição também foram discutidos neste capítulo.

3. MÉTODO MULTIVARIADO PROPOSTO

3.1 Considerações iniciais

Como mencionado no capítulo anterior, os sistemas de medição que medem grandezas com correlações significativas devem ser avaliados através de métodos multivariados. Para algumas situações (como as que serão apresentadas no Capítulo 4) os métodos da literatura, MANOVA e PCA, serão ineficientes na estimação dos índices multivariados de avaliação do sistema de medição. Este capítulo detalhará o método proposto nesta dissertação, Componentes Principais Ponderados (WPC). Como método baseia-se em análise de componentes principais, a próxima seção determina como obter os escores das componentes principais, assim como os autovalores, para criação da resposta “WPC”. A seção 3.3 mostra como avaliar o sistema de medição através do método WPC. Esquemáticamente, a seção 3.4 descreve como o método WPC deve ser conduzido para um estudo GR&R multivariado.

3.2 Análise de Componentes Principais

Análise de componentes principais é uma das ferramentas aplicadas mais amplamente usadas para resumir os padrões comuns de variação entre variáveis. É algebricamente uma combinação linear ℓ de q variáveis aleatórias Y_1, Y_2, \dots, Y_q . Geometricamente essas combinações representam um novo sistema de coordenadas obtidas durante a rotação de um sistema original (JOHNSON e WICHERN, 2002; MUKHERJEE e RAY, 2008; PAIVA *et al.*, 2008). As coordenadas dos eixos têm agora as variáveis Y_1, Y_2, \dots, Y_q e representam a direção de máximo. As componentes principais são não correlacionadas e dependem somente da matriz de covariância Σ (ou da matriz de correlação R) das variáveis Y_1, Y_2, \dots, Y_q e seu desenvolvimento não requer a suposição de normalidade multivariada. Visto que a matriz possui pares de autovalores-autovetores $(\lambda_1, e_1), (\lambda_2, e_2), \dots, (\lambda_q, e_q)$, onde $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_q \geq 0$, então o i -ésimo componente principal é dado por:

$$PC_i = e_i^T Y = e_{1i}Y_1 + e_{2i}Y_2 + \dots + e_{qi}Y_q \quad i = 1, 2, \dots, q \quad (3.1)$$

A i -ésima componente principal pode ser obtida de acordo com Eq. (3.2):

$$\begin{aligned} & \text{Maximizar} \quad \text{Var}[e_i^T Y] \\ & \text{Sujeito a:} \quad e_i^T e_i = 1 \\ & \quad \quad \quad \text{Cov}[e_i^T Y, e_k^T Y] = 0, \quad k < i \end{aligned} \quad (3.2)$$

Considerando \mathbf{Z} a matriz de dados padronizados e \mathbf{E} a matriz de autovetores do conjunto multivariado, cada escore da componente principal pode então ser obtido com (HE, WANG e COOK, 2011; JOHNSON e WICHERN, 2002):

$$PC_{escore} = \mathbf{Z}^T \mathbf{E} = \begin{bmatrix} \left(\frac{y_{11} - \bar{y}_1}{\sqrt{s_{11}}} \right) & \left(\frac{y_{12} - \bar{y}_2}{\sqrt{s_{22}}} \right) & \dots & \left(\frac{y_{1q} - \bar{y}_q}{\sqrt{s_{qq}}} \right) \\ \left(\frac{y_{21} - \bar{y}_1}{\sqrt{s_{11}}} \right) & \left(\frac{y_{22} - \bar{y}_2}{\sqrt{s_{22}}} \right) & \dots & \left(\frac{y_{2q} - \bar{y}_q}{\sqrt{s_{qq}}} \right) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \left(\frac{y_{n1} - \bar{y}_1}{\sqrt{s_{11}}} \right) & \left(\frac{y_{n2} - \bar{y}_2}{\sqrt{s_{22}}} \right) & \dots & \left(\frac{y_{nq} - \bar{y}_q}{\sqrt{s_{qq}}} \right) \end{bmatrix}^T \times \begin{bmatrix} e_{11} & e_{12} & \dots & e_{1q} \\ e_{21} & e_{22} & \dots & e_{2q} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ e_{q1} & e_{q2} & \dots & e_{qq} \end{bmatrix} \quad (3.3)$$

O método proposto nesta dissertação baseia-se na ponderação de todos os escores das componentes principais pelos seus respectivos autovalores. O detalhamento para estimar os componentes de variação do estudo GR&R multivariado, assim como os índices $\%R\&R_m$ e ndc_m serão descritos na próxima seção.

3.3 Estudo GR&R multivariado usando o método Componentes Principais Ponderados (WPC)

Wang e Chien (2010) compararam o método PCA com mais dois outros métodos para a análise do sistema de medição. No entanto, estes autores realizaram a análise individualmente para cada componente principal. Esta metodologia pode não ser adequada, pois a análise individual de cada uma das componentes pode proporcionar interpretações distintas. Quando as respostas apresentam correlações muito altas ($\%PC_1 > 90\%$, por exemplo), a análise da primeira componente principal explica razoavelmente bem a variabilidade do sistema de medição. No entanto, quando as correlações entre as respostas não são muito altas, há a necessidade de analisar mais de uma componente principal, pois apenas a primeira componente principal não é capaz de explicar todo o conjunto de dados. Assim, esta dissertação propõe um novo método de estudo GR&R multivariado que usa ponderação das componentes principais. Neste caso, o modelo tem como resposta as componentes principais ponderadas através de seus respectivos autovalores. Esta proposta surgiu com base no trabalho de Paiva *et al.* (2010), que usaram uma técnica de otimização multi-objetivo baseada na ponderação das componentes principais para estudar um processo de soldagem com um conjunto de múltiplas respostas moderadamente correlacionadas. Logo, o modelo proposto para o estudo GR&R multivariado é dado por:

$$WPC = \mu + \alpha_i + \beta_j + (\alpha\beta)_{ij} + \varepsilon_{ijk} \begin{cases} i = 1, 2, \dots, p \\ j = 1, 2, \dots, o \\ k = 1, 2, \dots, r \end{cases} \quad (3.4)$$

onde:

$$WPC = \sum_{i=1}^q [\lambda_i(PC_i)] = \lambda_1 PC_1 + \lambda_2 PC_2 + \dots + \lambda_q PC_q \quad (3.5)$$

a resposta usada no modelo (3.4) é o resultado de uma ponderação das componentes principais por seus respectivos autovalores, de acordo com a Eq. (3.5). A variável μ é uma constante e $\alpha_i, \beta_j, (\alpha\beta)_{ij}, \varepsilon_{ijk}$ são variáveis aleatórias normais independentes com média zero e variância $\sigma_\alpha^2, \sigma_\beta^2, \sigma_{(\alpha\beta)}^2$ e σ_ε^2 , respectivamente.

Outra forma de obter WPC poderia ser através da explicação individual de cada componente principal, logo:

$$WPC = \sum_{i=1}^q \left[\frac{\lambda_i}{\sum_{j=1}^p \lambda_j} (PC_i) \right] \quad (3.6)$$

Em Johnson e Wichern (2002), verifica-se que há uma variedade de regras para estimar o número adequado de eixos de componentes principais não triviais que podem ser adotadas para representar o conjunto de dados. No entanto, devido à ponderação das componentes principais por seus respectivos autovalores, todas componentes principais podem ser incluídas no modelo. As componentes com maior autovalor terão maior importância no modelo ponderado e, apesar disso, nenhuma informação deixará de ser incluída no estudo.

Os componentes de variação do modelo (3.4) podem ser estimados usando análise de variância. Os resultados destes equacionamentos aplicados aos escores ponderados das componentes principais representaram todas as q características analisadas no estudo. Logo, as componentes de variação devido ao processo (σ_P^2), repetitividade ($\sigma_{repetitividade}^2$), reprodutividade ($\sigma_{reprodutividade}^2$), sistema de medição (σ_{SM}^2) e variação total (σ_T^2), são estimadas através das Eqs. (3.7)-(3.11):

$$\hat{\sigma}_P^2 = \hat{\sigma}_\alpha^2 = \frac{MSP - MSPO}{or} \quad (3.7)$$

$$\hat{\sigma}_{repetitividade}^2 = \hat{\sigma}_\varepsilon^2 = MSE \quad (3.8)$$

$$\hat{\sigma}_{reprodutividade}^2 = \hat{\sigma}_\beta^2 + \hat{\sigma}_{\alpha\beta}^2 = \frac{MSO - MSPO}{pr} + \frac{MSPO - MSE}{r} \quad (3.9)$$

$$\hat{\sigma}_{SM}^2 = \hat{\sigma}_{repetitividade}^2 + \hat{\sigma}_{reprodutividade}^2 \quad (3.10)$$

$$\hat{\sigma}_T^2 = \hat{\sigma}_P^2 + \hat{\sigma}_{SM}^2 \quad (3.11)$$

onde MSP, MSO, MSPO e MSE são, respectivamente, as médias quadráticas para o fator peça, fator operador, termo de interação e o termo de erro. Caso o efeito de interação não seja significativo, o modelo completo pode ser reduzido para:

$$WPC = \mu + \alpha_i + \beta_j + \varepsilon_{ijk} \quad (3.12)$$

Neste caso, as componentes de variação do estudo GR&R univariado são estimadas através das Eqs. (3.13)-(3.17):

$$\hat{\sigma}_P^2 = \hat{\sigma}_\alpha^2 = \frac{MSP - MSE}{or} \quad (3.13)$$

$$\hat{\sigma}_{repetitividade}^2 = \hat{\sigma}_\varepsilon^2 = MSE \quad (3.14)$$

$$\hat{\sigma}_{reprodutividade}^2 = \hat{\sigma}_\beta^2 = \frac{MSO - MSE}{pr} \quad (3.15)$$

$$\hat{\sigma}_{SM}^2 = \hat{\sigma}_{repetitividade}^2 + \hat{\sigma}_{reprodutividade}^2 \quad (3.16)$$

$$\hat{\sigma}_T^2 = \hat{\sigma}_P^2 + \hat{\sigma}_{SM}^2 \quad (3.17)$$

Os índices de avaliação do sistema de medição, porcentagem R&R (%R&R_m) e número de categorias distintas (ndc_m), são obtidos através das Eqs. (3.18) e (3.19). Os critérios de aceitação do sistema de medição são os mesmos descritos na seção 2.2.4.

$$\%R\&R_m = \left(\frac{\sigma_{SM}}{\sigma_T} \right) 100\% \quad (3.18)$$

$$ndc_m = \sqrt{\frac{2\sigma_P^2}{\sigma_{SM}^2}} = 1,41 \frac{\sigma_P}{\sigma_{SM}} \quad (3.19)$$

3.4 Descrição do método

A Figura 3.1 apresenta, esquematicamente, como avaliar um sistema de medição multivariado através de estudo GR&R, usando o método WPC. No passo 1, avaliam-se as correlações entre as respostas pela Eq. (3.20):

$$r_{ij} = \frac{s_{ij}}{\sqrt{s_{ii}s_{jj}}} \quad \forall i = 1, 2, \dots, q; j = 1, 2, \dots, q \quad (3.20)$$

Se houverem correlações significativas (passo 2) entre as respostas, seguir para o passo 3.1. Executar análise de componentes principais através das Eqs. (3.1) e (3.2) armazenando os escores das componentes obtidos pela Eq. (3.3). No passo 4, cria-se a resposta WPC através da ponderação dos escores das componentes usando a Eq. (3.5) ou (3.6). De acordo com o passo 5, as componentes de variância do modelo completo (3.4) são estimadas usando análise de variância, a partir das Eqs. (3.7)-(3.11). Ainda no passo 5, se o termo de interação não é significativo, o modelo (3.4) é reduzido para o modelo (3.12) e suas componentes de variância são estimadas usando as Eqs. (3.13)-(3.17). Por fim, estimam-se os índices multivariados,

porcentagem R&R ($\%R\&R_m$) e número de categorias distintas (ndc_m), através das Eqs. (3.18) e (3.19), para classificar o sistema de medição de acordo com os critérios de aceitação da seção 2.2.4.

No passo 2, caso as correlações entre as características da qualidade não sejam significativas, seguir para o passo 3.2, analisar o sistema de medição usando o método univariado descrito na seção 2.4.1.

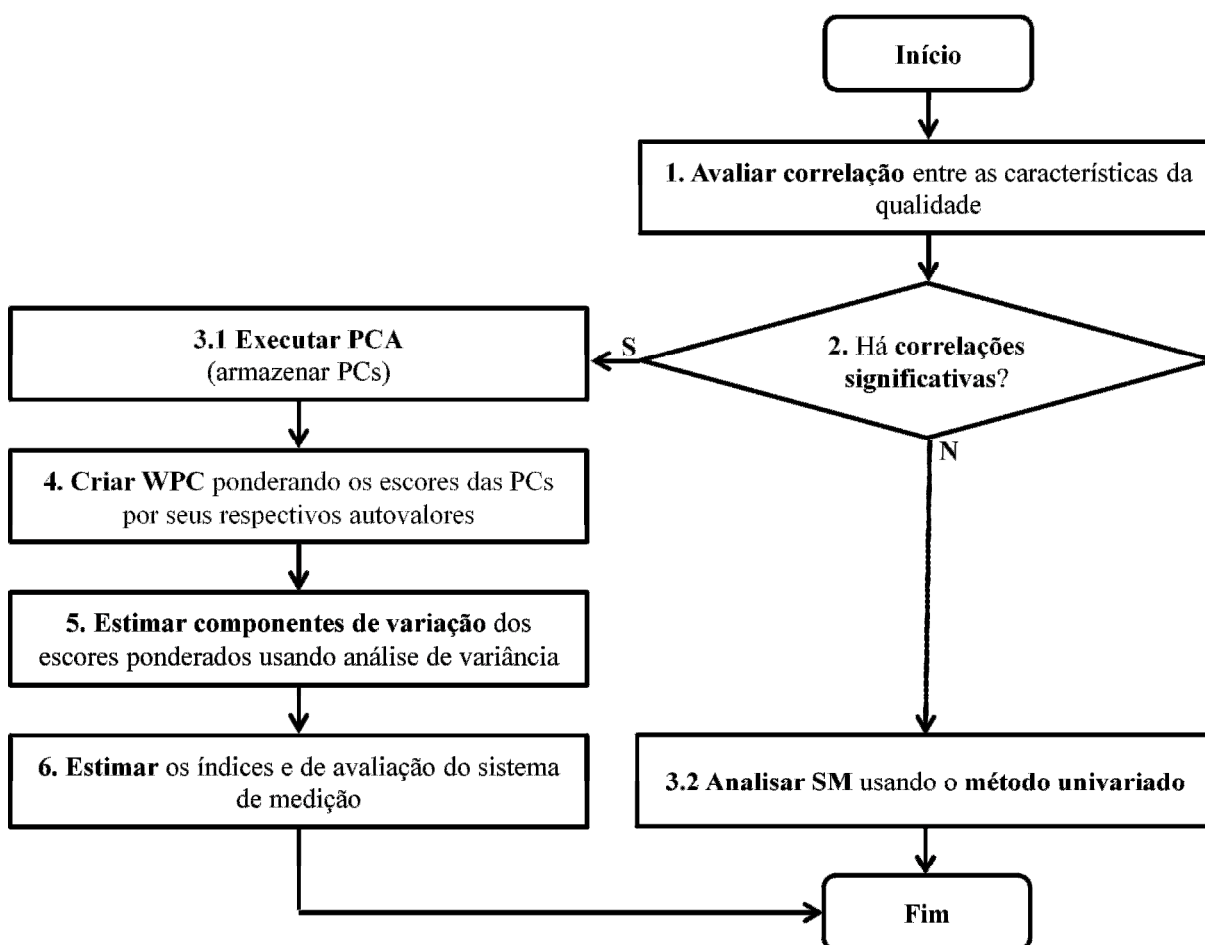


Figura 3.1 – Esquema detalhado para análise multivariada de sistemas de medição através do método WPC

3.5 Considerações finais

O presente capítulo detalhou o método WPC utilizado para avaliação de um sistema de medição multivariado. Da mesma forma que no Capítulo 2, foram apresentados os detalhes para estimação dos componentes de variação do estudo GR&R multivariado, assim como os equacionamentos para a obtenção dos índices de aceitação do sistema de medição.

4. APLICAÇÃO DOS MÉTODOS

4.1 Considerações iniciais

O Capítulo 4 apresenta a aplicação dos métodos ANOVA, MANOVA, PCA e WPC usando dados da literatura, simulados e obtidos em laboratório (processos de torneamento e soldagem). Na seção 4.2, a análise dos dados da literatura mostrará que uso do método univariado não é o mais adequado para avaliar um sistema de medição de características com correlações significativas. Ao mesmo tempo, o método multivariado PCA poderá ser ineficiente para casos em que a estrutura de correlação entre as respostas proporcione $\%PC_1$ insuficiente para uma explicação adequada da variabilidade em estudo. Já o método MANOVA considera toda variabilidade em estudo e providencia uma interpretação geral para o sistema de medição. Assim como o MANOVA, o método WPC proposto apresentará uma avaliação geral para o sistema de medição de uma forma mais simples de ser implementada. Na seção 4.2.5, a análise dos dados simulados terá como objetivo principal avaliar o desempenho dos métodos multivariados MANOVA e WPC. Assim, serão gerados dados simulados com diversas estruturas de correlação entre as respostas para sistemas de medição inaceitável, marginal e aceitável. A análise dos dados da seção 4.4 tem como principal objetivo validar, experimentalmente, as conclusões obtidas no estudo de simulação para os métodos MANOVA e WPC. Finalmente, na seção 4.5, será apresentada uma aplicação prática do método WPC utilizado para identificar as causas de variação de um sistema de medição e, em seguida, propor potenciais melhorias para o processo de medição.

4.2 Caso nº 1 – Dados da literatura

Para este estudo GR&R foram utilizados os dados do trabalho de Majeske (2008). Um analista da indústria automobilística construiu um dispositivo para medir quatro características da qualidade (as quais não foram especificadas pelo autor) de um painel automotivo de aço laminado. Como parte do processo de desenvolvimento, eles conduziram um estudo GR&R usando $p = 5$ peças, $o = 2$ operadores e $r = 3$ réplicas. A Tabela A, do Anexo A, contem os dados para este estudo GR&R.

4.2.1 ANOVA

No trabalho de Majeske (2008) o analista tratou as quatro características como variáveis respostas independentes e avaliou a capacidade do sistema de medição utilizando técnicas

univariadas para cada resposta. Para executar o MSA, uma análise de variância *two-way* com interação, Eq. (2.6), foi ajustada para cada variável resposta. Para as quatro respostas, o termo de interação não foi significativo para um nível de significância de 0,05. Assim, o modelo pode ser ajustado para um modelo reduzido (2.12), sem o termo de interação. Em seguida, foram estimadas as variâncias das Eqs. (2.13)-(2.17). As raízes quadradas destas estimativas aparecem na Tabela 4.1 como $\hat{\sigma}_{SM}$, $\hat{\sigma}_P$ e $\hat{\sigma}_T$. Por fim, usam-se as Eqs. (2.18) e (2.19) para estimar os índices $\%R\&R$ e ndc .

Tabela 4.1 – Classificação do sistema de medição usando o método ANOVA para as respostas M_1 , M_2 , M_3 e M_4

	M_1	M_2	M_3	M_4
$\hat{\sigma}_{SM}$	0,030641	0,079529	0,069731	0,092323
$\hat{\sigma}_P$	0,134582	0,501623	0,456680	0,993130
$\hat{\sigma}_T$	0,138026	0,507888	0,461973	0,997412
$\%R\&R$	22,20%	15,66%	15,09%	9,26%
ndc	6	8	9	15

Visto que o mesmo dispositivo de medição mede as quatro respostas, o analista, ao analisar os resultados obtidos na Tabela 4.1, fica confuso quanto à conclusão que deveria ser tomada em relação ao sistema de medição. O índice $\%R\&R$ para a resposta M_4 considera que o sistema de medição é aceitável, $\%R\&R < 10\%$. Por outro lado, para as respostas M_1 , M_2 e M_3 , o sistema de medição pode ser considerado marginal, ou seja, aceitável dependendo da aplicação, do custo do dispositivo de medição, custo de reparo ou outros fatores. Já o índice $ndc > 5$, considera que o sistema de medição é aceitável.

Uma análise mais detalhada mostrou que essas quatro respostas apresentam correlações significativas (Tabela 4.2). Sendo assim, avaliar o sistema de medição considerando as respostas como independentes pode não ser o mais adequado. Logo, foi decidido visualizar as quatro respostas como um vetor e usar uma abordagem multivariada para avaliar o sistema de medição.

Tabela 4.2 - Análise da correlação entre as respostas M_1 , M_2 , M_3 e M_4

	M_1	M_2	M_3
M_2	0,252*		
	0,178**		
M_3	-0,364	-0,691	
	0,048	0,000	
M_4	-0,040	0,714	-0,864
	0,832	0,000	0,000

Nota: * Correlação de Pearson

** *P-value*

4.2.2 MANOVA

Para executar um estudo GR&R multivariado, os dados da Tabela A foram ajustados para uma análise multivariada de variância *two-way* de acordo com o modelo (2.20). O termo de interação não foi significativo para um nível de significância de 0,05. Dessa forma, o modelo (2.20) pode ser ajustado para um modelo reduzido (2.30), sem o termo de interação. Em seguida, foram estimadas as matrizes de médias quadráticas para o fator peça, fator operador e o termo de erro, de acordo com Majeske (2008). As matrizes são:

$$MSP = \begin{pmatrix} 0,1096 & 0,0972 & -0,1320 & -0,0443 \\ 0,0972 & 1,5141 & -0,9477 & 2,1329 \\ -0,1320 & -0,9477 & 1,2558 & -2,3598 \\ -0,0443 & 2,1329 & -2,3598 & 5,9246 \end{pmatrix} \quad (4.1)$$

$$MSO = \begin{pmatrix} 0,0018 & 0,0078 & -0,0043 & 0,0077 \\ 0,0078 & 0,0347 & -0,0190 & 0,0340 \\ -0,0043 & -0,0190 & 0,0105 & -0,0187 \\ 0,0077 & 0,0340 & -0,0187 & 0,0333 \end{pmatrix} \quad (4.2)$$

$$MSE = \begin{pmatrix} 0,0009 & 0,0012 & -0,0012 & 0,0015 \\ 0,0012 & 0,0043 & -0,0037 & 0,0051 \\ -0,0012 & -0,0037 & 0,0045 & -0,0049 \\ 0,0077 & 0,0051 & -0,0049 & 0,0068 \end{pmatrix} \quad (4.3)$$

Em seguida, foram estimadas as matrizes variância-covariância para processo, sistema de medição e total. O resultado encontrado foi:

$$\hat{\Sigma}_P = \begin{pmatrix} 0,01811 & 0,01600 & -0,02180 & 0,00763 \\ 0,01600 & 0,25163 & -0,15732 & 0,35463 \\ -0,02180 & -0,15732 & 0,20856 & -0,39249 \\ 0,00763 & 0,35463 & -0,39249 & 0,98631 \end{pmatrix} \quad (4.4)$$

$$\hat{\Sigma}_{SM} = \begin{pmatrix} 0,00094 & 0,00168 & -0,00141 & 0,00189 \\ 0,00168 & 0,00632 & -0,00475 & 0,00702 \\ -0,00141 & -0,00475 & 0,00486 & -0,00581 \\ 0,00189 & 0,00702 & -0,00581 & 0,00852 \end{pmatrix} \quad (4.5)$$

$$\hat{\Sigma}_T = \begin{pmatrix} 0,01905 & 0,01768 & -0,02321 & 0,00574 \\ 0,01768 & 0,25795 & -0,16207 & 0,36165 \\ -0,02321 & -0,16207 & 0,21342 & -0,39890 \\ 0,00574 & 0,36165 & -0,39830 & 0,99483 \end{pmatrix} \quad (4.6)$$

Finalmente, para avaliar os índices multivariados de aceitação do sistema de medição, computam-se os autovalores das matrizes $\hat{\Sigma}_P$, $\hat{\Sigma}_{SM}$ e $\hat{\Sigma}_T$ que estão apresentados na Tabela 4.3. Usando a Eq. (2.39) foi obtido o índice $\%R\&R_m = 12,28\%$ que representa um dos critérios multivariado para avaliação do sistema de medição para as quatro características da qualidade M_1 , M_2 , M_3 e M_4 . $10\% < \%R\&R_m < 30\%$ determina que o sistema de medição é considerado marginal e tem potencial para ser melhorado. A Eq. (2.40) foi usada para calcular o índice multivariado $ndc_m = 11$, ou seja, o sistema de medição é capaz de distinguir 11

categorias distintas de peças. De acordo com AIAG (2010), $ndc_m > 5$ avalia que o sistema de medição é considerado aceitável.

Tabela 4.3 - Autovalores das matrizes $\hat{\Sigma}_P$, $\hat{\Sigma}_{SM}$ e $\hat{\Sigma}_T$ obtidas a partir de M_1 , M_2 , M_3 e M_4

	λ_1	λ_2	λ_3	λ_4
Peça	1,29428	0,11184	0,05438	0,00410
Erro de medição	0,01908	0,00082	0,00050	0,00025
Variação Total	1,31119	0,11392	0,05557	0,00457

4.2.3 PCA

Primeiramente, foi feita a análise das componentes principais das respostas M_1 , M_2 , M_3 e M_4 usando a matriz de correlação dos dados. Os autovalores e autovetores obtidos a partir da matriz de correlação estão apresentados na Tabela 4.4. Em seguida, usando a Eq. (2.43) os escores das componentes principais foram armazenadas na Tabela A. Como a primeira componente principal (PC_1) representa apenas 64,6% da variabilidade em estudo, os escores da segunda e terceira componentes principais (PC_2 e PC_3) também foram analisados, totalizando 99,0% da variabilidade do fenômeno estudado. Para executar um estudo GR&R multivariado, os escores PC_1 , PC_2 e PC_3 da Tabela A foram ajustados usando análise de variância *two-way* de acordo com o modelo (2.44).

Tabela 4.4 - Análise de componentes principais para M_1 , M_2 , M_3 e M_4

	Componentes Principais			
	PC_1	PC_2	PC_3	PC_4
Autovalores	2,5853	1,0294	0,3450	0,0403
Proporção	0,646	0,257	0,086	0,010
Cumulativo	0,646	0,904	0,990	1,000
Respostas	Autovetores			
M_1	0,208	-0,926	0,066	0,308
M_2	0,543	0,020	-0,829	-0,131
M_3	-0,590	0,047	-0,486	0,643
M_4	0,561	0,373	0,267	0,689

Foram calculadas as componentes de variação para o processo, repetitividade, reprodutividade (operadores), sistema de medição e total. Em seguida, as raízes quadradas destas variâncias e, com as Eqs. (2.18) e (2.19), os índices $\%R\&R_m$ e ndc_m são apresentados na Tabela 4.5, para PC_1 , PC_2 e PC_3 . Os índices ($\%R\&R_m$; ndc_m) foram estimados em (15,70%; 8), (18,36%; 7) e (9,60%; 14) para PC_1 , PC_2 e PC_3 , respectivamente. Neste caso específico, os índices estimados para PC_1 e PC_2 proporcionam interpretação semelhante na avaliação deste sistema de medição, ou seja, o sistema de medição é considerado marginal pelo índice $\%R\&R_m$ e, segundo o índice $ndc_m > 5$, pode ser considerado aceitável. A análise

de PC_3 proporciona uma interpretação distinta da anterior, pois determina que o sistema de medição é aceitável $\%R\&R_m < 10\%$ e $ndc_m > 5$.

Tabela 4.5 - Classificação do sistema de medição usando o método PCA a partir das respostas M_1 , M_2 , M_3 e M_4

Fonte	PC ₁		PC ₂		PC ₃		WPC	
	$\hat{\sigma}$	% Var	$\hat{\sigma}$	% Var	$\hat{\sigma}$	% Var	$\hat{\sigma}$	% Var
GR&R Total	0,277	15,70%	0,204	18,36%	0,062	9,60%	0,579	12,28%
Repetitividade	0,247	14,01%	0,202	18,13%	0,052	8,05%	0,520	11,03%
Reprodutividade	0,125	7,08%	0,032	2,89%	0,034	5,22%	0,255	5,40%
Operadores	0,125	7,08%	0,032	2,89%	0,034	5,22%	0,255	5,40%
Peça-a-peça	1,744	98,76%	1,093	98,30%	0,643	99,54%	4,678	99,24%
Variação Total	1,766	100,00%	1,112	100,00%	0,646	100,00%	4,713	100,00%
ndc	8		7		14		11	

4.2.4 WPC

Assim como no método PCA, inicialmente, foi feita a análise das componentes principais das respostas M_1 , M_2 , M_3 e M_4 usando a matriz de correlação dos dados. Os autovalores e autovetores obtidos a partir da matriz de correlação são os mesmos apresentados na Tabela 4.4. Usando a Eq. (3.3) obtêm-se os mesmos escores das componentes principais que estão armazenados na Tabela A. A resposta do modelo (3.4) foi obtida pela ponderação das componentes principais usando Eq. (3.5) e armazenados na Tabela A:

$$WPC = \sum_{i=1}^q [\lambda_i(\mathbf{PC}_i)] = 2,5853\mathbf{PC}_1 + 1,0294\mathbf{PC}_2 + 0,3450\mathbf{PC}_3 + 0,0403\mathbf{PC}_4 \quad (4.7)$$

Os resultados da Eq. (4.7) foram ajustados para uma análise de variância *two-way*, de acordo com o modelo (3.4). O vetor WPC representa o conjunto original de respostas M_1 , M_2 , M_3 e M_4 . O termo de interação não foi significativo para um nível de significância de 0,05. Assim, o modelo pode ser ajustado para a Eq. (3.12). A análise de variância *two-way* sem o termo de interação é mostrada na Tabela 4.6. Para um nível de significância de 5%, as hipóteses nulas das peças serem iguais e que os operadores conseguem replicar as mesmas medições para uma mesma peça foram rejeitadas, *p-values* 0,000 e 0,042, respectivamente. Usando as Eqs. (3.13)-(3.17) foram calculadas as variâncias para processo, repetitividade, reprodutividade (operadores), sistema de medição e total. Em seguida, as raízes quadradas destas variâncias e, com as Eqs. (3.18) e (3.19), os índices $\%R\&R_m$ e ndc_m são mostrados na Tabela 4.5.

Tabela 4.6 - Análise de variância para os escores ponderados das componentes principais (WPC)

Fonte	DF	SS	MS	F	P
Peças	4	526,209	131,552	486,883	0,000
Operadores	1	1,244	1,244	4,602	0,042
Repetitividade	24	6,485	0,270		
Total	29	533,937			

Como na análise usando o método MANOVA, o índice $\%R\&R_m = 12,28\%$ representa um dos critérios multivariado para avaliação do sistema de medição para as quatro características da qualidade M_1 , M_2 , M_3 e M_4 . $10\% < \%R\&R_m < 30\%$ determina que o sistema de medição é marginal. O índice multivariado $ndc_m = 11$ determina quantas categorias distintas o sistema de medição é capaz de identificar. De acordo com AIAG (2010), $ndc_m > 5$ avalia que o sistema de medição pode ser considerado aceitável. Além da análise de variância e do cálculo dos índices $\%R\&R_m$ e ndc_m , podemos analisar o sistema de medição através dos gráficos da Figura 4.1. O gráfico da Figura 4.1a determina que o sistema de medição é bom, pois a maior componente de variação no estudo é devido a Peça-a-Peça. A Figura 4.1b mostra que as medições das peças 1, 3 e 4 variaram mais que das peças 2 e 5. Adicionalmente, as médias entre as peças mostraram ser bastante distintas, logo, conclui-se que as peças são diferentes. O gráfico da Figura 4.1c representa a amplitude das medições obtidas pelos operadores. Os pontos plotados estão sob controle, logo, pode-se avaliar que os operadores foram consistentes em suas medições. De acordo com a análise de variância para o fator operador, a Figura 4.1d mostra que a diferença entre os operadores é significativa. Assim como na Figura 4.1b, a Figura 4.1e mostra, para cada operador, que as peças são bastante distintas e a escolha destas peças representou bem a amplitude de operação do processo. Por fim, as linhas da Figura 4.1f apresentam o mesmo padrão, logo não há evidência de interação entre os fatores peça e operador.

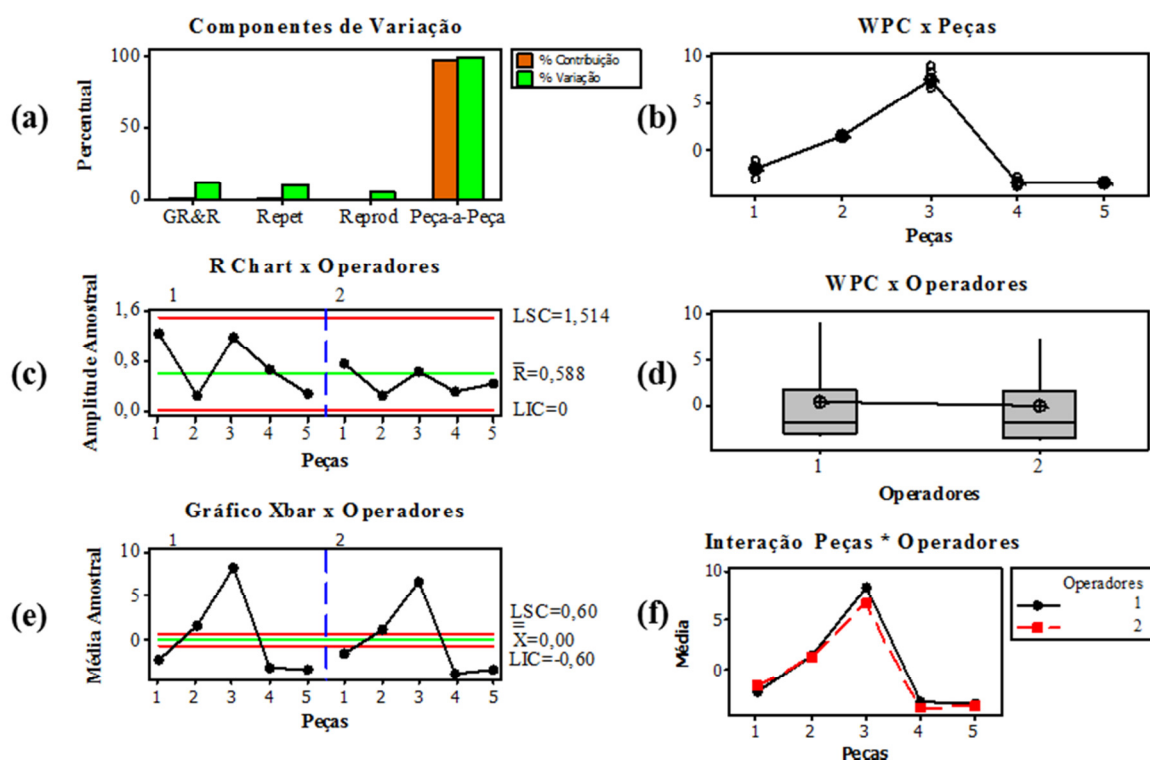


Figura 4.1 - Análise multivariada do sistema de medição usando gráficos a partir de WPC

4.2.5 Discussão dos resultados para o Caso nº 1

A aplicação dos métodos univariado e multivariados para os dados da literatura conduziram as seguintes discussões:

- O método ANOVA pode não ser satisfatório quando as características correlacionadas são medidas pelo mesmo instrumento de medição. Técnicas estatísticas multivariadas devem ser utilizadas para que uma única interpretação represente o conjunto original de variáveis;
- O método PCA pode ser ineficiente para casos em que a estrutura de correlação entre as respostas proporcione $\%PC_1$ insuficiente para uma explicação adequada da variabilidade em estudo. As avaliações individuais de cada componente principal podem fornecer interpretações distintas para a classificação do sistema de medição;
- O método MANOVA considera toda variabilidade em estudo e providencia uma interpretação geral para o sistema de medição. No entanto, a implementação do método é bastante complexa, pois exige a utilização de cálculos matriciais para estimar os índices de avaliação do sistema de medição;
- O método WPC proposto apresentou uma avaliação geral para o sistema de medição, assim com o método MANOVA. Além disso, a implementação do método WPC pode ser feita através de softwares estatísticos com funções específicas para análise de componentes principais e análise do sistema de medição. Isto torna o método WPC bem mais simples de ser implementado que o método MANOVA.

4.3 Caso nº 2 – Dados simulados

O exemplo ilustrativo, apresentado anteriormente, analisa apenas um único caso em que o sistema de medição pertence a uma região marginal e a correlação entre as variáveis proporcionou uma porcentagem de explicação para o primeiro autovalor de 64,6%. O objetivo desta simulação é avaliar outras possíveis situações em análises multivariadas de um sistema de medição e comparar os resultados alcançados, principalmente, pelos métodos multivariados. Serão gerados dados simulados para sistemas de medição inaceitável ($\%R\&R > 30\%$), marginal ($10\% < \%R\&R < 30\%$) e aceitável ($\%R\&R < 10\%$), assim como para correlações baixa ($\%PC_1 < 60\%$), média ($60\% < \%PC_1 < 75\%$), alta ($75\% < \%PC_1 < 90\%$) e altíssima ($\%PC_1 > 90\%$). $\%PC_1$ é o resultado obtido de $\lambda_1 / \sum_{i=1}^q \lambda_i$. Este estudo de simulação assumirá 12 cenários, totalizando 1.440 medições simuladas.

4.3.1 Como obter dados simulados para estudos GR&R multivariado

A Figura 4.2 exemplifica dois casos extremos, correlação altíssima (Figura 4.2a) e correlação baixa (Figura 4.2b). Observa-se que quanto maior for a similaridade do padrão de alteração dos níveis dos fatores (peças e operadores), maior será a correlação entre as respostas. Além disso, se forem definidos valores médios muito distintos para dois operadores medindo a mesma peça, a análise de variância indicará diferença entre operadores e/ou termo de interação (peça*operador) estatisticamente significativa. A Figura 4.3 apresenta um fluxograma que detalha como obter os dados simulados. Estes foram gerados a partir das informações da Tabela 4.7, obedecendo à mesma quantidade de peças e operadores em Majeske (2008). Os dados para os 12 cenários simulados estão nas Tabelas B.1.

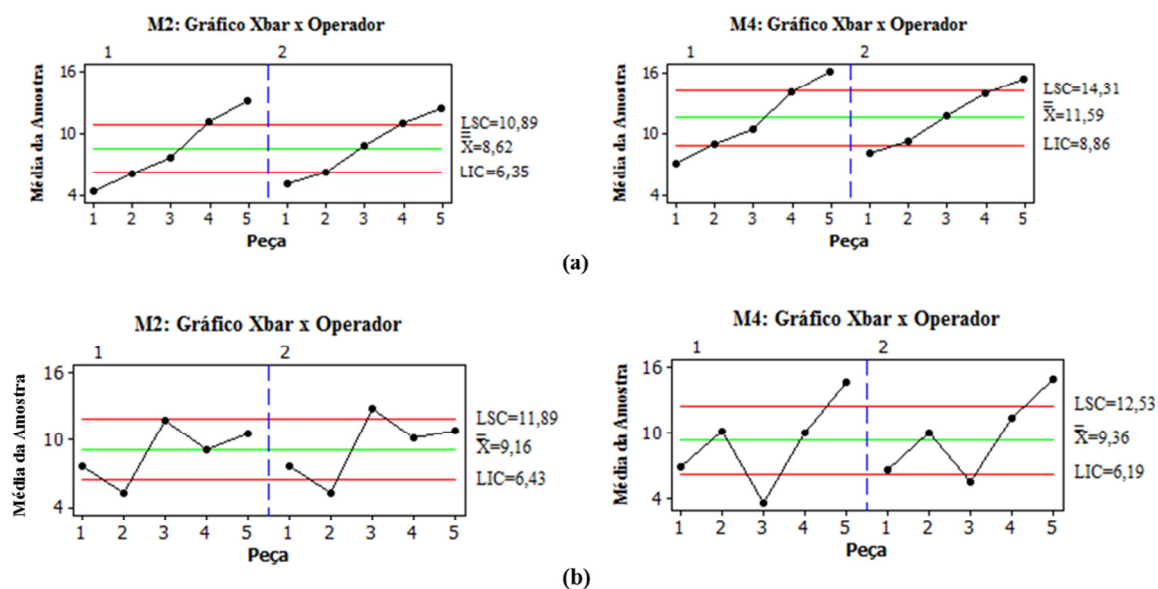


Figura 4.2 - (a) exemplo de correlação altíssima (0,999) entre M_2 e M_4 ; (b) exemplo de correlação baixa (0,088) entre M_2 e M_4

4.3.2 Comparação dos métodos MANOVA e WPC

A análise dos dados da literatura já mostrou que a análise univariada pode não ser satisfatória quando são avaliadas múltiplas características com correlações significativas. Portanto, este estudo de simulação focará apenas na comparação entre os métodos multivariados. A análise individual das componentes principais pode proporcionar interpretações distintas para cada componente. Logo, recomenda-se PCA apenas nos casos em que as correlações entre as respostas são altas, neste caso a primeira componente representa razoavelmente bem a variabilidade do sistema de medição. Em vista das considerações citadas anteriormente, este estudo de simulação será direcionado principalmente para a comparação entre os métodos MANOVA (MAJESKE, 2008) e o método WPC proposto.

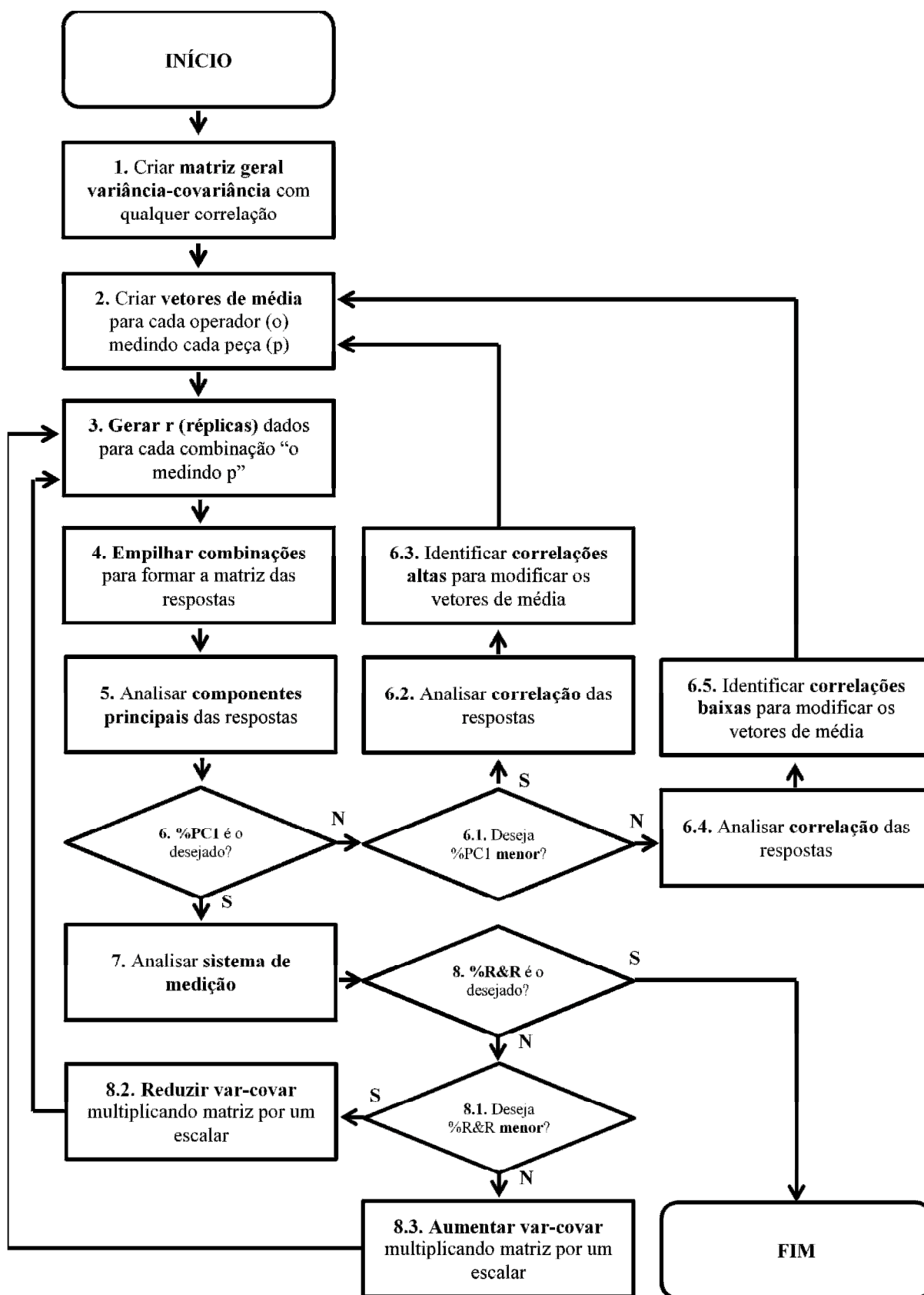


Figura 4.3 - Fluxograma detalhado que explica como obter dados simulados para um estudo GR&R multivariado

Tabela 4.7 - Vetores de média e matrizes variância-covariância usados para gerar os dados simulados com diferentes correlações e sistemas de medição (SM)

Cenários	Vetores de média										Matrizes variância-covariância
	P ₁ O ₁	P ₂ O ₁	P ₃ O ₁	P ₄ O ₁	P ₅ O ₁	P ₁ O ₂	P ₂ O ₂	P ₃ O ₂	P ₄ O ₂	P ₅ O ₂	
1 Corr. baixa SM Inaceitável	4,00	8,00	6,00	10,00	5,00	4,10	8,10	5,90	9,90	4,90	$\begin{bmatrix} 1,10 & 1,27 & 1,39 & 1,50 \\ 1,27 & 1,50 & 1,63 & 1,76 \\ 1,39 & 1,63 & 1,80 & 1,92 \\ 1,50 & 1,76 & 1,92 & 2,10 \end{bmatrix}$
	8,00	6,00	13,00	9,00	11,00	7,90	6,10	12,90	9,10	10,90	
	9,00	10,00	13,00	16,00	7,00	9,10	10,10	12,90	15,90	7,10	
	7,00	11,00	5,00	10,00	15,00	7,10	10,90	5,10	10,10	15,10	
2 Corr. baixa SM Marginal	4,00	8,00	6,00	10,00	5,00	4,10	8,10	5,90	9,90	4,90	$\begin{bmatrix} 0,22 & 0,25 & 0,28 & 0,30 \\ 0,25 & 0,30 & 0,33 & 0,35 \\ 0,28 & 0,33 & 0,36 & 0,38 \\ 0,30 & 0,35 & 0,38 & 0,42 \end{bmatrix}$
	8,00	6,00	13,00	9,00	11,00	7,90	6,10	12,90	9,10	10,90	
	5,00	8,00	9,00	14,00	12,00	5,10	8,10	8,90	13,90	12,10	
	7,00	13,00	5,00	10,00	17,00	7,10	13,10	5,10	10,10	16,90	
3 Corr. baixa SM Aceitável	4,00	8,00	6,00	10,00	5,00	4,10	8,10	5,90	9,90	4,90	$\begin{bmatrix} 0,04 & 0,04 & 0,05 & 0,05 \\ 0,04 & 0,05 & 0,05 & 0,06 \\ 0,05 & 0,06 & 0,06 & 0,06 \\ 0,05 & 0,06 & 0,06 & 0,07 \end{bmatrix}$
	8,00	6,00	13,00	9,00	11,00	7,90	6,10	12,90	9,10	10,90	
	5,00	8,00	9,00	14,00	12,00	5,10	8,10	8,90	13,90	12,10	
	7,00	13,00	5,00	10,00	17,00	7,10	13,10	5,10	10,10	16,90	
4 Corr. média SM Inaceitável	4,00	8,00	6,00	10,00	5,00	4,10	8,10	5,90	9,90	4,90	$\begin{bmatrix} 1,10 & 1,27 & 1,39 & 1,50 \\ 1,27 & 1,50 & 1,63 & 1,76 \\ 1,39 & 1,63 & 1,80 & 1,92 \\ 1,50 & 1,76 & 1,92 & 2,10 \end{bmatrix}$
	8,00	7,00	9,00	12,00	11,00	7,90	6,90	9,10	12,10	10,90	
	9,00	10,00	7,00	13,00	15,00	9,10	10,10	6,90	13,10	14,90	
	7,00	13,00	11,00	14,00	17,00	7,10	13,10	11,10	13,90	16,90	
5 Corr. média SM Marginal	6,00	8,00	4,00	11,00	10,00	6,10	8,10	3,90	10,90	9,90	$\begin{bmatrix} 0,22 & 0,25 & 0,28 & 0,30 \\ 0,25 & 0,30 & 0,33 & 0,35 \\ 0,28 & 0,30 & 0,36 & 0,38 \\ 0,30 & 0,35 & 0,38 & 0,42 \end{bmatrix}$
	8,00	7,00	9,00	12,00	11,00	7,90	6,90	9,10	12,10	10,90	
	7,00	13,00	10,00	11,00	15,00	7,10	13,10	9,90	11,10	14,90	
	9,00	11,00	14,00	13,00	17,00	9,10	10,90	14,10	12,90	16,90	
6 Corr. média SM Aceitável	6,00	8,00	4,00	11,00	10,00	6,01	8,01	3,99	10,99	9,99	$\begin{bmatrix} 0,04 & 0,04 & 0,05 & 0,05 \\ 0,04 & 0,05 & 0,05 & 0,06 \\ 0,05 & 0,05 & 0,06 & 0,06 \\ 0,05 & 0,06 & 0,06 & 0,07 \end{bmatrix}$
	7,00	5,00	9,00	13,00	11,00	6,99	4,99	9,01	13,01	10,99	
	7,00	13,00	10,00	11,00	15,00	7,01	13,01	9,99	11,01	14,99	
	6,00	10,00	14,00	12,00	17,00	6,01	9,99	14,01	12,01	16,99	
7 Corr. alta SM Inaceitável	9,00	7,00	5,00	12,00	10,00	9,01	6,99	5,01	12,01	9,99	$\begin{bmatrix} 1,10 & 1,27 & 1,39 & 1,50 \\ 1,27 & 1,50 & 1,63 & 1,76 \\ 1,39 & 1,63 & 1,80 & 1,92 \\ 1,50 & 1,76 & 1,92 & 2,10 \end{bmatrix}$
	8,00	7,00	9,00	12,00	11,00	7,99	6,99	9,01	12,01	10,99	
	9,00	10,00	7,00	13,00	15,00	9,01	10,01	6,99	13,01	14,99	
	7,00	13,00	9,00	17,00	14,00	7,01	13,01	8,99	16,99	14,01	
8 Corr. alta SM Marginal	9,00	7,00	5,00	12,00	10,00	9,01	6,99	5,01	12,01	9,99	$\begin{bmatrix} 0,22 & 0,25 & 0,28 & 0,30 \\ 0,25 & 0,30 & 0,33 & 0,35 \\ 0,28 & 0,33 & 0,36 & 0,38 \\ 0,30 & 0,35 & 0,38 & 0,42 \end{bmatrix}$
	8,00	7,00	9,00	12,00	11,00	7,99	6,99	9,01	12,01	10,99	
	9,00	10,00	7,00	13,00	15,00	9,01	10,01	6,99	13,01	14,99	
	7,00	13,00	9,00	17,00	14,00	7,01	13,01	8,99	16,99	14,01	
9 Corr. alta SM Aceitável	9,00	7,00	5,00	12,00	10,00	9,01	6,99	5,01	12,01	9,99	$\begin{bmatrix} 0,04 & 0,04 & 0,05 & 0,05 \\ 0,04 & 0,05 & 0,05 & 0,06 \\ 0,05 & 0,05 & 0,06 & 0,06 \\ 0,05 & 0,06 & 0,06 & 0,07 \end{bmatrix}$
	8,00	7,00	9,00	12,00	11,00	7,99	6,99	9,01	12,01	10,99	
	9,00	10,00	7,00	13,00	15,00	9,01	10,01	6,99	13,01	14,99	
	7,00	13,00	9,00	17,00	14,00	7,01	13,01	8,99	16,99	14,01	
10 Corr. altíssima SM Inaceitável	4,00	6,00	8,00	10,00	12,00	4,01	6,01	7,99	9,99	12,01	$\begin{bmatrix} 1,10 & 1,27 & 1,39 & 1,50 \\ 1,27 & 1,50 & 1,63 & 1,76 \\ 1,39 & 1,63 & 1,80 & 1,92 \\ 1,50 & 1,76 & 1,92 & 2,10 \end{bmatrix}$
	5,00	7,00	9,00	11,00	13,00	5,01	7,01	9,01	10,99	12,99	
	6,00	8,00	10,00	12,00	14,00	6,01	8,01	9,99	11,99	13,99	
	8,00	10,00	12,00	14,00	16,00	7,99	10,01	12,01	14,01	15,99	
11 Corr. altíssima SM Marginal	4,00	6,00	8,00	10,00	12,00	4,01	6,01	7,99	9,99	12,01	$\begin{bmatrix} 0,22 & 0,25 & 0,28 & 0,30 \\ 0,25 & 0,30 & 0,33 & 0,35 \\ 0,28 & 0,33 & 0,36 & 0,38 \\ 0,30 & 0,35 & 0,38 & 0,42 \end{bmatrix}$
	5,00	7,00	9,00	11,00	13,00	5,01	7,01	9,01	10,99	12,99	
	6,00	8,00	10,00	12,00	14,00	6,01	8,01	9,99	11,99	13,99	
	8,00	10,00	12,00	14,00	16,00	7,99	10,01	12,01	14,01	15,99	
12 Corr. altíssima SM Aceitável	4,00	6,00	8,00	10,00	12,00	4,01	6,01	7,99	9,99	12,01	$\begin{bmatrix} 0,04 & 0,04 & 0,05 & 0,05 \\ 0,04 & 0,05 & 0,05 & 0,06 \\ 0,05 & 0,05 & 0,06 & 0,06 \\ 0,05 & 0,06 & 0,06 & 0,07 \end{bmatrix}$
	5,00	7,00	9,00	11,00	13,00	5,01	7,01	9,01	10,99	12,99	
	6,00	8,00	10,00	12,00	14,00	6,01	8,01	9,99	11,99	13,99	
	8,00	10,00	12,00	14,00	16,00	7,99	10,01	12,01	14,01	15,99	

Os cálculos das respostas, WPC, do modelo (3.5) para os 12 cenários simulados são:

$$\begin{aligned}
 WPC_1 &= 1,9973PC_1 + 1,0700PC_2 + 0,9138PC_3 + 0,0190PC_4 \\
 WPC_2 &= 2,8289PC_1 + 0,6996PC_2 + 0,3230PC_3 + 0,1485PC_4 \\
 WPC_3 &= 3,1756PC_1 + 0,3763PC_2 + 0,3000PC_3 + 0,1481PC_4 \\
 WPC_4 &= 3,9893PC_1 + 0,0080PC_2 + 0,0016PC_3 + 0,0012PC_4 \\
 WPC_5 &= 1,7951PC_1 + 1,1958PC_2 + 0,9405PC_3 + 0,0686PC_4 \\
 WPC_6 &= 2,6476PC_1 + 0,7104PC_2 + 0,6349PC_3 + 0,0071PC_4 \\
 WPC_7 &= 3,1923PC_1 + 0,3683PC_2 + 0,2998PC_3 + 0,1396PC_4 \\
 WPC_8 &= 3,9967PC_1 + 0,0024PC_2 + 0,0007PC_3 + 0,0003PC_4 \\
 WPC_9 &= 1,8135PC_1 + 1,2572PC_2 + 0,8890PC_3 + 0,0402PC_4 \\
 WPC_{10} &= 2,5385PC_1 + 0,8057PC_2 + 0,6550PC_3 + 0,0008PC_4 \\
 WPC_{11} &= 3,1868PC_1 + 0,3565PC_2 + 0,3112PC_3 + 0,1454PC_4 \\
 WPC_{12} &= 3,9993PC_1 + 0,0006PC_2 + 0,0001PC_3 + 0,0001PC_4
 \end{aligned} \tag{4.8}$$

Os índices $\%R\&R_m$ e $\%R\&R$ foram calculados para a comparação dos métodos, onde para cada cenário tentou-se obter valores próximos de índices $\%R\&R$ para cada resposta. Desta forma, espera-se que os índices obtidos pelos métodos multivariados estejam próximos dos obtidos pelo método univariado. O critério utilizado neste trabalho para determinar se a estimativa do índice multivariado, $\%R\&R_m$, está correta foi baseado nos intervalos de confiança calculados a partir dos resultados de $\%R\&R_m$ obtidos através do método univariado. Os limites inferiores (LIIC) e superiores (LSIC) dos intervalos de confiança foram calculados usando as Eqs. (4.9) e (4.10):

$$LIIC = \bar{M} - t_{N-1, \alpha/2} \frac{s}{\sqrt{N}} \tag{4.9}$$

$$LSIC = \bar{M} + t_{N-1, \alpha/2} \frac{s}{\sqrt{N}} \tag{4.10}$$

onde \bar{M} é a média de $\%R\&R_m$ para M_1, M_2, M_3 e M_4 ; s é o desvio-padrão; N é o tamanho da amostra e $t_{N-1, \alpha}$ é o $(1 - \alpha)100^\circ$ percentil de uma distribuição t com $(N - 1)$ graus de liberdade.

A Tabela 4.8 apresenta os resultados dos cálculos dos índices $\%R\&R_m$ e $\%R\&R$, assim como a média e os intervalos para 95% de confiança, obtidos através do método univariado. A análise e comparação serão realizadas de duas formas: intramétodo e intermétodo. A análise intramétodo fornecerá uma visão geral do desempenho dos dois métodos ao estimar os índices $\%R\&R_m$. A análise intermétodos terá o objetivo de justificar os desvios de estimativas dos índices $\%R\&R_m$ pelos métodos.

Tabela 4.8 - Resultados dos cálculos dos índices %R&R_m e %R&R, média e os intervalos para 95% de confiança para as respostas M₁, M₂, M₃ e M₄ do estudo de simulação

Cenário	SM	Correlação	UNIVARIADO					MULTIVARIADO			
			M1	M2	M3	M4	Média	LIIC	LSIC	MANOVA	WPC
1	Inaceitável	Baixa	40,7%	46,7%	37,6%	39,4%	41,09%	34,76%	47,42%	13,44%	49,81%
2	Inaceitável	Média	42,2%	55,5%	44,3%	39,8%	45,44%	34,42%	56,47%	13,30%	52,84%
3	Inaceitável	Alta	40,8%	52,4%	42,6%	36,9%	43,18%	32,63%	53,72%	11,32%	47,87%
4	Inaceitável	Altíssima	31,1%	34,9%	37,8%	41,1%	36,21%	29,45%	42,97%	64,09%	36,11%
5	Marginal	Baixa	15,8%	14,1%	13,7%	10,2%	13,48%	9,75%	17,21%	4,97%	12,65%
6	Marginal	Média	18,6%	27,2%	21,3%	24,1%	22,82%	16,95%	28,69%	10,04%	26,98%
7	Marginal	Alta	15,5%	23,7%	17,0%	14,6%	17,69%	11,16%	24,21%	5,40%	19,86%
8	Marginal	Altíssima	15,2%	19,0%	19,7%	20,9%	18,70%	14,80%	22,59%	47,23%	18,63%
9	Aceitável	Baixa	7,1%	8,0%	6,4%	5,2%	6,67%	4,76%	8,57%	4,01%	3,97%
10	Aceitável	Média	8,0%	8,4%	9,4%	7,7%	8,37%	7,15%	9,58%	3,49%	10,40%
11	Aceitável	Alta	6,2%	9,6%	6,6%	5,9%	7,07%	4,37%	9,76%	2,28%	8,04%
12	Aceitável	Altíssima	6,5%	7,6%	8,6%	9,2%	7,95%	6,07%	9,83%	39,35%	7,92%

- Intervalo de confiança
■ Dentro do intervalo de confiança
■ Fora do intervalo de confiança

Na análise intramétodo verifica-se que o WPC foi mais robusto que o MANOVA na estimação dos índices %R&R_m. Todos os índices estimados por MANOVA desviaram consideravelmente dos limites dos intervalos de confiança. Já os índices estimados por WPC desviaram dos limites dos intervalos de confiança em apenas 3 cenários.

Para a análise intermétodo por MANOVA, a Eq. (2.39) está apresentada abaixo, para os cenários C4, C8 e C12:

$$\begin{aligned}
 C4: \%R\&R_m &= (35,75\% \times 51,77\% \times 98,97\% \times 92,13\%)^{1/4} = 64,09\% \\
 C8: \%R\&R_m &= (16,92\% \times 56,75\% \times 70,15\% \times 73,86\%)^{1/4} = 47,23\% \\
 C12: \%R\&R_m &= (7,78\% \times 38,19\% \times 98,44\% \times 82,04\%)^{1/4} = 39,35\% \quad (4.11)
 \end{aligned}$$

Assim como, para os cenários restantes:

$$\begin{aligned}
 C1: \%R\&R_m &= (59,05\% \times 4,95\% \times 4,46\% \times 25,04\%)^{1/4} = 13,44\% \\
 C2: \%R\&R_m &= (45,90\% \times 9,35\% \times 8,32\% \times 8,76\%)^{1/4} = 13,30\% \\
 C3: \%R\&R_m &= (45,97\% \times 5,81\% \times 7,80\% \times 7,87\%)^{1/4} = 11,32\% \\
 C5: \%R\&R_m &= (15,94\% \times 2,14\% \times 2,40\% \times 7,43\%)^{1/4} = 4,97\% \\
 C6: \%R\&R_m &= (27,39\% \times 4,44\% \times 3,37\% \times 24,73\%)^{1/4} = 10,04\% \\
 C7: \%R\&R_m &= (16,92\% \times 56,75\% \times 70,15\% \times 73,86\%)^{1/4} = 47,23\% \\
 C9: \%R\&R_m &= (7,96\% \times 1,99\% \times 2,31\% \times 7,05\%)^{1/4} = 4,01\% \\
 C10: \%R\&R_m &= (9,89\% \times 0,98\% \times 0,83\% \times 18,59\%)^{1/4} = 3,49\% \\
 C11: \%R\&R_m &= (7,11\% \times 1,34\% \times 1,69\% \times 1,68\%)^{1/4} = 2,28\% \quad (4.12)
 \end{aligned}$$

O índice $\%R\&R_m$ obtido por MANOVA usa média geométrica de $\sqrt{\lambda_{SM}/\lambda_T}$ de acordo com a quantidade de características da qualidade. Neste estudo de simulação tratamos com 4 características, logo, foram extraídos quatro autovalores das matrizes $\hat{\Sigma}_{SM}$ e $\hat{\Sigma}_T$. Se a relação individual $\sqrt{\lambda_{SM}/\lambda_T}$ para cada par de autovalores, 1, 2, 3 e 4 em $\hat{\Sigma}_{SM}$ e $\hat{\Sigma}_T$, proporcionar interpretações distintas, o índice $\%R\&R_m$ estimado por MANOVA poderá não representar bem o desempenho do sistema de medição. A Eq. (4.11) representa situações as quais o índice foi estimado acima do LSIC e a Eq. (4.12) representa situações as quais o índice foi estimado abaixo do LIIC. Isto acontece pelo fato de que a média geométrica fornece o mesmo grau de importância na análise de cada par de autovalores. No entanto, sabe-se que os primeiros autovalores possuem percentual de explicação do fenômeno avaliado maior que os últimos autovalores. Portanto, confirma-se a necessidade de usar alguma forma de ponderação para o cálculo deste índice.

Na análise intermétodo para WPC destacam-se os cenários 1, 9 e 10 da Tabela 4.8, onde os índices estimados usando WPC ficaram fora do intervalo de confiança. A justificativa para estas estimativas é que há presença de correlações não significativas na estrutura de correlação dos dados (ver Tabela 4.9). Nestes cenários $\%PC_1$ foram de apenas 49,9%, 45,3% e 63,5% respectivamente, o que sugere, para estas condições, que o uso de técnicas estatísticas multivariadas pode não ser o mais adequado.

Tabela 4.9 - Análise da correlação entre M_1 , M_2 , M_3 e M_4 para os cenários 1, 9 e 10

	Cenário 1			Cenário 9			Cenário 10		
	M_1	M_2	M_3	M_1	M_2	M_3	M_1	M_2	M_3
M_2	0,096*			-0,220			0,569		
	0,612**			0,242			0,001		
M_3	0,841	0,380		0,628	0,341		0,595	0,238	
	0,000	0,038		0,000	0,065		0,001	0,205	
M_4	0,331	0,088	-0,083	0,094	-0,262	0,440	0,311	0,587	0,765
	0,074	0,643	0,664	0,622	0,163	0,015	0,095	0,001	0,000

Nota: * correlação de Pearson

** *P-value*

Com os resultados obtidos pelo estudo de simulação surge um questionamento: “Por que com os dados de Majeske (2008), o índice $\%R\&R_m$ estimado por MANOVA foi satisfatório?”. Pela Eq. (4.13) observa-se que a relação individual $\sqrt{\lambda_{SM}/\lambda_T}$ para cada par de autovalores, 1, 2, 3 e 4 em $\hat{\Sigma}_{SM}$ e $\hat{\Sigma}_T$, proporcionou interpretações aproximadamente semelhantes para o índice:

$$\%R\&R_m = (12,06\% \times 8,47\% \times 9,45\% \times 23,57\%)^{1/4} = 12,28\% \quad (4.13)$$

Assim, ao aplicar a média geométrica da Eq. (2.39) o resultado ficou dentro do intervalo de confiança $7,132 < \%R\&R_m < 23,973$. Coincidentemente, para este conjunto de dados, os resultados obtidos por MANOVA e WPC convergiram para os mesmos valores.

O estudo de simulação mostrou que apesar do método WPC ser falho em três cenários, ao estimar o índice $\%R\&R_m$, ainda assim, as estimativas ficaram bem próximas dos limites do intervalo de confiança. O estudo de simulação também mostrou que quanto mais altas as correlações entre as características da qualidade mais próximo da média serão as estimativas dos índices $\%R\&R_m$ usando o método WPC. Na Tabela 4.8 os cenários 4, 8 e 12 apresentam correlação altíssima ($\%PC_1 > 90\%$) e as estimativas dos índices ficaram bem próximas dos valores médios calculados através do método univariado.

4.3.3 Discussão dos resultados para o Caso nº 2

A aplicação dos métodos MANOVA e WPC para os dados simulados conduziram as seguintes conclusões:

- A análise dos dados da literatura mostrou uma situação em que o método MANOVA foi capaz de estimar satisfatoriamente o índice $\%R\&R_m$. No entanto, o estudo de simulação mostrou que este método pode não avaliar corretamente um sistema de medição quando a relação individual $\sqrt{\lambda_{SM}/\lambda_T}$ proporcionar interpretações distintas para o índice $\%R\&R_m$. Devido ao fato de que este método não aplica uma lógica de ponderação para os autovalores mais significativos, ao aplicar apenas média geométrica, os resultados estimados para os índices $\%R\&R_m$ não classificaram corretamente o sistema de medição;
- Mesmos nos cenários com algumas correlações não-significativas, o método WPC apresentou índices estimados bem próximo do intervalo de confiança;
- Nos cenários em que as características apresentaram correlações altas, as estimativas dos índices multivariados, pelo método WPC, convergiram para os valores médios calculados através do método univariado.

4.4 Caso nº 3 – Dados de um processo de torneamento

O principal objetivo desta seção é validar experimentalmente algumas das conclusões obtidas a partir do estudo de simulação. Para a realização deste estudo GR&R, foram avaliados cinco parâmetros de rugosidade R_a (média aritmética), R_y (máxima), R_z (média), R_q (média quadrática) e R_t (total). A peça de trabalho utilizada foi um aço ABNT 12L14

(0,090% C; 0,030% Si; 1,240% Mn; 0,046% P; 0,273% S; 0,150% Cr; 0,080% Ni; 0,260% Cu; 0,001% Al; 0,020% Mo; 0,280% Pb; 0,0079% N2), usinada em um torno CNC (ver Figura 4.4). Os parâmetros de usinagem adotados neste estudo foram os obtidos pelo trabalho de Salgado Jr (2010), velocidade de corte de 345 m min^{-1} , avanço da ferramenta de $0,086 \text{ mm rev}^{-1}$ e profundidade de corte de $0,680 \text{ mm}$. Estes parâmetros foram utilizados no experimento de confirmação e foram obtidos após aplicação do método proposto pelo autor de otimização simultânea de média e variância de R_a , R_y , R_z , R_q e R_t tendo a taxa de remoção de material como restrição. O inserto utilizado foi o de metal duro classe ISO P35 revestido com três coberturas (Ti(C,N), Al_2O_3 , TiN), (GC 4035 Sandvik) na geometria ISO SNMG 09 03 04 – PM e porta-ferramenta ISO DSBNL 1616H 09.

Adotando essas condições experimentais, 4 peças foram usinadas e 3 condições de ruídos foram consideradas neste estudo GR&R, esbeltez da peça, desgaste da ferramenta e posição de medição. A esbeltez (E) relaciona o diâmetro (D) com o comprimento (L) do corpo de prova, segundo a relação $E = L/D$. As peças foram classificadas como esbeltas e não esbeltas, para um mesmo comprimento de peça, com $D = 30\text{mm}$ e $D = 50\text{mm}$, respectivamente. As regiões de medição adotadas foram: próxima ao contraponto (CP), centro (CE) e próxima às castanhas (CA) (ver Figura 4.4). A condição de ruído desgaste da ferramenta considerou ferramenta nova e ferramenta com desgaste medido na aresta de aproximadamente $0,3\text{mm}$.

Usando as condições experimentais e considerando os cenários de ruído citados acima, o estudo GR&R adotou $p = 12$ peças, $o = 3$ operadores e $r = 4$ réplicas. A Tabela C.1 contem os dados para o estudo GR&R. O dispositivo avaliado neste trabalho foi o rugosímetro MITUTOYO Surftest SJ-201P mostrado na Figura 4.5.

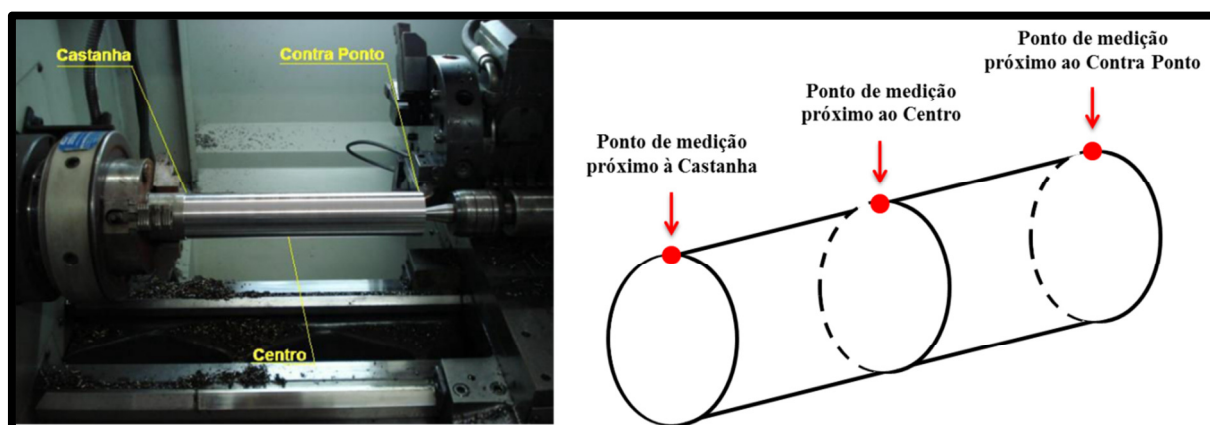


Figura 4.4 - Aço ABNT 12L14 posicionado no torno CNC e os pontos de medição das rugosidades

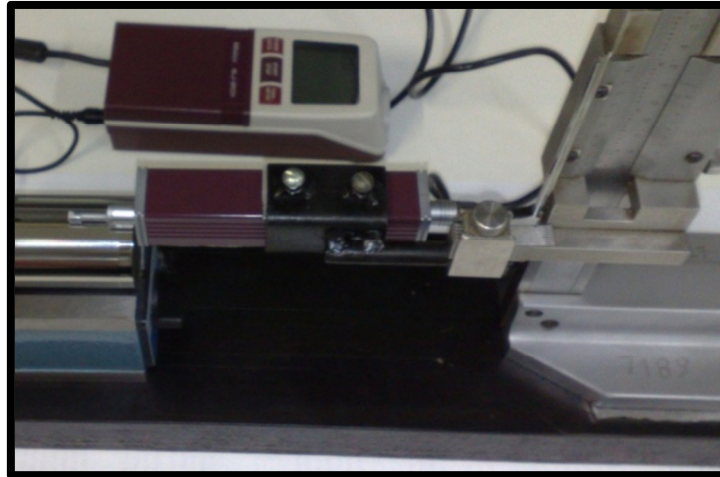


Figura 4.5 – Rugosímetro MITUTOYO Surftest SJ-201P

4.4.1 ANOVA

Uma estratégia comumente utilizada em projetos de melhoria da qualidade é a priorização das características da qualidade. Para este estudo, o parâmetro R_a amplamente utilizado na maioria dos processos de fabricação, foi o selecionado para avaliar o sistema de medição. Para executar o MSA, uma análise de variância *two-way* com interação, Eq. (2.6), foi ajustada para R_a . O termo de interação não foi significativo para um nível de significância de 0,05, assim, o modelo pode ser ajustado para a Eq. (2.12). Em seguida, foram estimadas as componentes de variação do estudo GR&R univariado usando as Eq. (2.13)-(2.17). As raízes quadradas destas estimativas aparecem na Tabela 4.10 como $\hat{\sigma}_{SM}$, $\hat{\sigma}_P$ e $\hat{\sigma}_T$. Por fim, usam-se as Eqs. (2.18) e (2.19) para estimar os índices $\%R\&R$ e ndc . O índice $\%R\&R = 18\%$ classifica o sistema de medição como marginal, ou seja, tem potencial de melhoria. O índice $ndc = 7$, superior a 5, reforça que o sistema de medição é considerado aceitável.

Tabela 4.10 - Classificação do sistema de medição usando o método ANOVA das respostas R_a , R_y , R_z , R_q e R_t

	Rz	Ry	Rt	Rq	Ra
$\hat{\sigma}_{SM}$	0,42750	0,64631	0,64315	0,11113	0,82313
$\hat{\sigma}_P$	1,38346	1,56451	1,69550	0,45631	0,44409
$\hat{\sigma}_T$	1,44800	1,69275	1,81338	0,46965	0,45166
$\%R\&R$	30%	38%	35%	24%	18%
ndc	4	3	3	5	7

No entanto, a priorização das características da qualidade não é satisfatória para avaliação da rugosidade superficial de uma peça usinada. Apenas o parâmetro R_a não é capaz de descrever totalmente uma superfície. Sua desvantagem é evidenciada quando um vale ou pico não típico é detectado na superfície, porém, não interfere no cálculo do valor médio,

mantendo praticamente oculto o defeito. O analista pode estar interessado em avaliar um parâmetro complementar a R_a . O parâmetro R_y tem grande aceitação e pode ser uma boa escolha, pois informa sobre a máxima deterioração da superfície vertical da peça.

Para executar o MSA, uma análise de variância *two-way* com interação, Eq. (2.6), foi ajustada para R_y . O termo de interação não foi significativo para um nível de significância de 0,05 e o modelo pode ser ajustado para a Eq. (2.12). Em seguida, foram estimadas as componentes de variação de um estudo GR&R univariado através das Eqs. (2.13)-(2.17). As raízes quadradas destas estimativas também aparecem na Tabela 4.10 como $\hat{\sigma}_{SM}$, $\hat{\sigma}_P$ e $\hat{\sigma}_T$. Por fim, usam-se as Eqs. (2.18) e (2.19) para estimar os índices $\%R\&R$ e ndc . O índice $\%R\&R = 38\%$ determina que o sistema de medição é inaceitável. O índice $ndc = 3$ afirma que o sistema de medição é capaz de identificar apenas 3 categorias distintas de peças.

Individualmente, o parâmetro R_y também não apresenta informação suficiente a respeito da superfície, uma vez que diversas formas de rugosidade podem apresentar o mesmo valor de R_y . Ao se avaliar R_a e R_y (como um complemento a R_a) não se pode afirmar, usando técnicas estatísticas univariadas, se o sistema de medição é bom ou ruim. Visto que o mesmo dispositivo de medição mede todos os parâmetros de rugosidade, uma análise mais detalhada mostrou que essas repostas são altamente correlacionadas (veja Tabela 4.11). Sendo assim, avaliar o sistema de medição considerando as respostas como independentes pode não ser o mais adequado. O analista decidiu visualizar os parâmetros de rugosidade superficial em um vetor e usar uma abordagem multivariada para avaliar o sistema de medição.

Tabela 4.11 - Análise de correlação entre as respostas R_a , R_y , R_z , R_q e R_t

	R_z	R_y	R_t	R_q
R_y	0,906*			
	0,000**			
R_t	0,892	0,989		
	0,000	0,000		
R_q	0,891	0,701	0,681	
	0,000	0,000	0,000	
R_a	0,819	0,621	0,601	0,985
	0,000	0,000	0,000	0,000

Nota: * correlação de Pearson

** *P-value*

4.4.2 MANOVA

Antes de iniciar a análise do sistema de medição usando MANOVA, os dados da Tabela C.1 foram padronizados subtraindo-se a média e dividindo pelo desvio-padrão cada uma das observações. A padronização dos dados é importante quando as repostas estão em unidades

diferentes e/ou quando as respostas estão em escalas diferentes. Assim, para executar um estudo GR&R multivariado, o analista ajustou os dados padronizados da Tabela C.1 usando análise multivariada de variância *two-way* de acordo com o modelo (2.20). O termo de interação não foi significativo para um nível de significância de 0,05. Assim, o modelo pode ser ajustado para a Eq. (2.30). Em seguida, foram estimadas as matrizes de médias quadráticas para o fator peça, fator operador e o termo de erro pelas Eqs. (2.31)-(2.33). As matrizes são:

$$MSP = \begin{pmatrix} 12,5745 & 7,5039 & 10,1185 & 12,3004 & 7,2875 \\ 7,5039 & 11,1506 & 10,5769 & 8,2761 & 11,2526 \\ 10,1185 & 10,5769 & 11,8887 & 10,7970 & 10,5188 \\ 12,3004 & 8,2761 & 10,7970 & 12,2838 & 8,0766 \\ 7,2875 & 11,2526 & 10,5188 & 8,0766 & 11,4015 \end{pmatrix} \quad (4.14)$$

$$MSO = \begin{pmatrix} 0,0070 & -0,0079 & 0,0090 & 0,0092 & 0,0063 \\ -0,0079 & 0,0088 & -0,0100 & -0,0104 & -0,0072 \\ 0,0090 & -0,0100 & 0,0117 & 0,0116 & 0,0069 \\ 0,0092 & -0,0104 & 0,0116 & 0,0123 & 0,0092 \\ 0,0063 & -0,0072 & 0,0069 & 0,0092 & 0,0109 \end{pmatrix} \quad (4.15)$$

$$MSE = \begin{pmatrix} 0,0359 & 0,0479 & 0,0447 & 0,0424 & 0,0447 \\ 0,0479 & 0,1564 & 0,1017 & 0,0715 & 0,1353 \\ 0,0447 & 0,1017 & 0,0939 & 0,0664 & 0,0910 \\ 0,0424 & 0,0715 & 0,0664 & 0,0604 & 0,0658 \\ 0,0447 & 0,1353 & 0,0910 & 0,0658 & 0,1351 \end{pmatrix} \quad (4.16)$$

Aplicando as Eqs. (2.34)-(2.38) obtêm-se as matrizes variância-covariância para processo, sistema de medição e total. O resultado é:

$$\hat{\Sigma}_P = \begin{pmatrix} 1,04488 & 0,62133 & 0,83948 & 1,02150 & 0,60357 \\ 0,62133 & 0,91618 & 0,87293 & 0,68372 & 0,92643 \\ 0,83948 & 0,87293 & 0,98290 & 0,89422 & 0,86898 \\ 1,02150 & 0,68372 & 0,89422 & 1,01861 & 0,66757 \\ 0,60357 & 0,92643 & 0,86898 & 0,66757 & 0,93886 \end{pmatrix} \quad (4.17)$$

$$\hat{\Sigma}_{SM} = \begin{pmatrix} 0,03530 & 0,04674 & 0,04397 & 0,04170 & 0,04387 \\ 0,04674 & 0,15328 & 0,09938 & 0,06981 & 0,13238 \\ 0,04397 & 0,09938 & 0,09214 & 0,06526 & 0,08922 \\ 0,04170 & 0,06981 & 0,06526 & 0,05941 & 0,06464 \\ 0,04387 & 0,13238 & 0,08922 & 0,06464 & 0,13251 \end{pmatrix} \quad (4.18)$$

$$\hat{\Sigma}_T = \begin{pmatrix} 1,08018 & 0,66808 & 0,88345 & 1,06320 & 0,64744 \\ 0,66808 & 1,06947 & 0,97231 & 0,75353 & 1,05881 \\ 0,88345 & 0,97231 & 1,07505 & 0,95948 & 0,95820 \\ 1,06320 & 0,75353 & 0,95948 & 1,07803 & 0,73221 \\ 0,64744 & 1,05881 & 0,95820 & 0,73221 & 1,07137 \end{pmatrix} \quad (4.19)$$

Finalmente, para avaliar os índices multivariados de aceitação do sistema de medição, computam-se os autovalores das matrizes $\hat{\Sigma}_P$, $\hat{\Sigma}_{SM}$ e $\hat{\Sigma}_T$ que estão apresentados na Tabela 4.12. Usando a Eq. (2.39) foi obtido o índice $\%R\&R_m = 44,64\%$ que representa um dos

critérios multivariado para avaliação do sistema de medição para as cinco características da qualidade R_a , R_y , R_z , R_q e R_t . $\%R\&R_m > 30\%$ determina que o sistema de medição é inaceitável. A Eq. (2.40) foi usada para calcular o índice multivariado $ndc_m = 2$ para determinar quantas categorias distintas o sistema de medição é capaz de identificar. O sistema de medição foi capaz de identificar apenas dois grupos de peças.

Tabela 4.12 - Autovalores das matrizes $\hat{\Sigma}_P$, $\hat{\Sigma}_{SM}$ e $\hat{\Sigma}_T$ obtidas de R_a , R_y , R_z , R_q e R_t

	λ_1	λ_2	λ_3	λ_4	λ_5
Peça	4,187507	0,67297	0,040203	0,000414	0,000354
Sistema de medição	0,406501	0,041651	0,012631	0,008807	0,003046
Variação Total	4,559801	0,743155	0,055806	0,010995	0,004327

4.4.3 PCA

Primeiramente, foi feita a análise das componentes principais das respostas R_a , R_y , R_z , R_q e R_t usando a matriz de correlação dos dados. Os autovalores e autovetores obtidos a partir da matriz de correlação estão apresentados na Tabela 4.13. Usando a Eq. (2.43) os escores das componentes principais foram armazenadas na Tabela C.2. Como a primeira componente principal (PC₁) representa apenas 84,8% da variabilidade em estudo, os escores da segunda componente principal (PC₂) também foram analisados, totalizando 98,6% da variabilidade do fenômeno estudado. Para executar um estudo GR&R multivariado, os escores PC₁ e PC₂ da Tabela C.2 foram ajustados usando análise de variância *two-way* de acordo com o modelo (2.44).

Tabela 4.13 - Análise de componentes principais para R_a , R_y , R_z , R_q e R_t

	Componentes principais				
	PC ₁	PC ₂	PC ₃	PC ₄	PC ₅
Autovalores	4,240	0,692	0,053	0,011	0,004
Proporção	0,848	0,138	0,011	0,002	0,001
Cumulativo	0,848	0,986	0,997	0,999	1,000
Respostas	Autovetores				
Rz	0,476	0,050	-0,828	0,079	0,281
Ry	0,446	0,465	0,215	-0,734	0,002
Rt	0,440	0,494	0,322	0,674	-0,073
Rq	0,4490	-0,4560	-0,0330	-0,0270	-0,7680
Ra	0,4240	-0,5750	0,4050	0,0130	0,5710

Foram calculadas as componentes de variação para o processo, repetitividade, reprodutividade (operadores), sistema de medição e total. Em seguida, as raízes quadradas destas variâncias e, com as Eqs. (2.18) e (2.19), os índices $\%R\&R_m$ e ndc_m são apresentados na Tabela 4.14, para PC₁ e PC₂. Os índices ($\%R\&R_m$, ndc_m) foram estimados em (28,97%,

4), (30,31%, 4) para PC_1 e PC_2 , respectivamente. Neste caso específico, os índices estimados para PC_1 determinaram que o sistema de medição é considerado marginal pelo índice $\%R\&R_m$. Já a análise de PC_2 proporciona uma interpretação distinta da anterior, pois determina que o sistema de medição é inaceitável, $\%R\&R_m > 30\%$.

Tabela 4.14 – Classificação do sistema de medição usando os métodos PCA e WPC a partir das respostas R_a , R_y , R_z , R_q e R_t

Fonte	PC ₁		PC ₂		WPC	
	$\hat{\sigma}$	% Var	$\hat{\sigma}$	% Var	$\hat{\sigma}$	% Var
GR&R Total	0,620	28,97%	0,262	30,31%	2,743	30,21%
Repetitividade	0,620	28,97%	0,262	30,31%	2,743	30,21%
Reprodutividade	0,000	0,00%	0,000	0,00%	0,000	0,00%
Operadores	0,000	0,00%	0,000	0,00%	0,000	0,00%
Peça-a-peça	2,045	95,71%	0,822	95,30%	8,655	95,33%
Variação Total	2,137	100,00%	0,863	100,00%	9,080	100,00%
ndc	4		4		4	

4.4.4 WPC

Assim como no método PCA, inicialmente, foi feita a análise das componentes principais das respostas R_a , R_y , R_z , R_q e R_t usando a matriz de correlação dos dados. Os autovalores e autovetores obtidos a partir da matriz de correlação são os mesmos apresentados na Tabela 4.13. Usando a Eq. (3.3) obtêm-se os mesmos escores das componentes principais que estão armazenados na Tabela C.2. A resposta do modelo (3.4) foi obtida pela ponderação das componentes principais usando Eq. (3.5) e armazenados na Tabela C.3:

$$WPC = 4,240PC_1 + 0,692PC_2 + 0,053PC_3 + 0,011PC_4 + 0,004PC_5 \quad (4.20)$$

Os resultados da Eq. (4.20) foram ajustados para uma análise de variância *two-way*, de acordo com o modelo (3.4). O vetor WPC representa o conjunto original das respostas R_a , R_y , R_z , R_q e R_t . O termo de interação não foi significativo para um nível de significância de 0,05, o modelo pode ser ajustado para a Eq. (3.12). Usando as Eqs. (3.13)-(3.17) foram calculadas as variâncias para processo, repetitividade, reprodutividade (operadores), sistema de medição e total. Em seguida, as raízes quadradas destas variâncias e, com as Eqs. (3.18) e (3.19), os índices $\%R\&R_m$ e ndc_m são mostrados na Tabela 4.14.

Apesar do índice $\%R\&R_m = 30,21\%$ determinar uma interpretação qualitativa semelhante à obtida pelo método MANOVA, observa-se que, quantitativamente, os métodos estimaram índices bastante distintos. Como pode ser analisado na Tabela 4.15, o índice multivariado $\%R\&R_m$ estimado por MANOVA ficou fora do intervalo de confiança calculado

através dos índices estimados pelo método univariado. Outra observação interessante é que o índice estimado pelo método WPC ficou próximo ao valor médio da Tabela 4.15.

Tabela 4.15 – Índices $\%R\&R_m$ e $\%R\&R$, média e os intervalos para 95% de confiança para as respostas R_a , R_y ,

R_z , R_q e R_t

UNIVARIADO								MULTIVARIADO			
SM	Correlação	Rz	Ry	Rt	Rq	Ra	Média	LIIC	LSIC	MANOVA	WPC
Inaceitável	Alta	29,52%	38,18%	35,47%	23,66%	18,22%	29,01	18,79	39,23	44,64%	30,21%

□ Intervalo de confiança

□ Dentro do intervalo de confiança

□ Fora do intervalo de confiança

4.4.5 Discussão dos resultados para o Caso nº 3

A aplicação dos métodos univariado e multivariados para avaliação do sistema de medição dos parâmetros de rugosidade superficial de peças torneadas conduziram as seguintes conclusões:

- O método ANOVA não foi satisfatório para avaliar a variabilidade do medidor de rugosidade superficial das peças usinadas. R_a e R_y proporcionaram classificações distintas para o sistema de medição. Os parâmetros de rugosidade são medidos pelo mesmo dispositivo de medição e as respostas apresentaram correlações altas. Neste caso, caracterizou-se a necessidade de utilizar técnicas estatísticas multivariadas para avaliação do sistema de medição;
- O método PCA, neste caso, estimou razoavelmente bem o índice $\%R\&R_m$ se for levado em consideração a análise apenas da primeira componente principal, esta que representa quase 85% da variabilidade em estudo. Caso sejam analisadas as outras componentes principais, interpretações distintas serão obtidas para PC_1 e as demais componentes;
- Assim como foi observado no estudo de simulação, concluiu-se, experimentalmente, que neste caso o método MANOVA estimou o índice $\%R\&R_m$ fora do intervalo de confiança;
- Da mesma forma que no estudo de simulação, a estimativa do índice multivariado $\%R\&R_m$, pelo método WPC, convergiu para os valores médios calculados através do método univariado.

4.5 Caso nº 4 – Dados de um processo de soldagem

O objetivo deste estudo é demonstrar uma aplicação prática do método WPC utilizado para identificar as causas de variação de um sistema de medição e, em seguida, propor potenciais melhorias para o processo de medição. Foram avaliados seis parâmetros geométricos de um cordão de solda R (reforço), P (penetração), L (largura), AR (área de reforço), AP (área de penetração) e AT (área total). O processo envolvido trata-se da soldagem de revestimento de chapas de aço carbono ABNT 1020 utilizando arames tubulares de aço inoxidável ABNT 316L. Os parâmetros geométricos do cordão de solda foram medidos através do software analisador de imagens Analysis Doc[®]. A Figura 4.6 descreve o procedimento utilizado para a medição da geometria do cordão de revestimento. Observa-se, nesta figura, que as medições foram realizadas em quatro pontos distintos dos cordões. Os corpos de prova foram cortados e suas seções transversais devidamente preparadas e atacadas com nital 4%. Em seguida, foram tiradas fotografias dos corpos de prova a partir de um mesmo ponto referencial, para evitar presença de erro sistemático. Para o estudo GR&R foram selecionados os corpos de prova obtidos pelas seções transversais denominadas “Medição 2”, de acordo com a Figura 4.6. Com o objetivo de selecionar uma quantidade de peças que representasse bem a amplitude de operação para as características em análise, a Figura 4.7 mostra as peças escolhidas para este estudo GR&R multivariado.

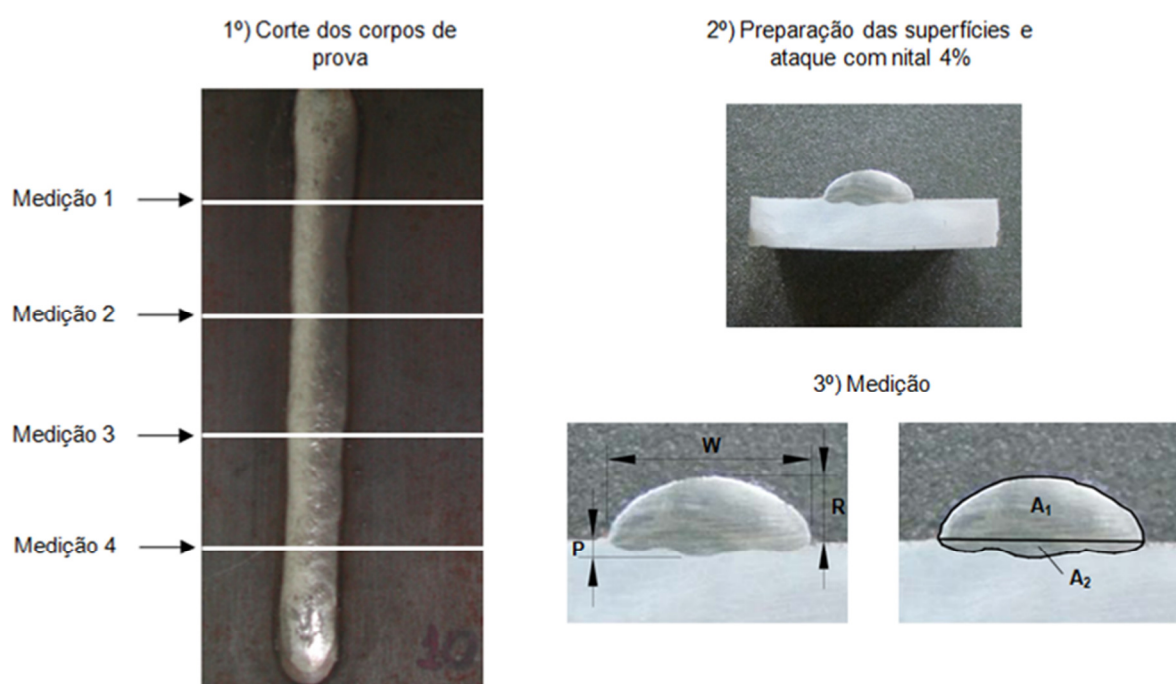


Figura 4.6 – Procedimento para medição da geometria do cordão de solda
Fonte: Gomes (2010)

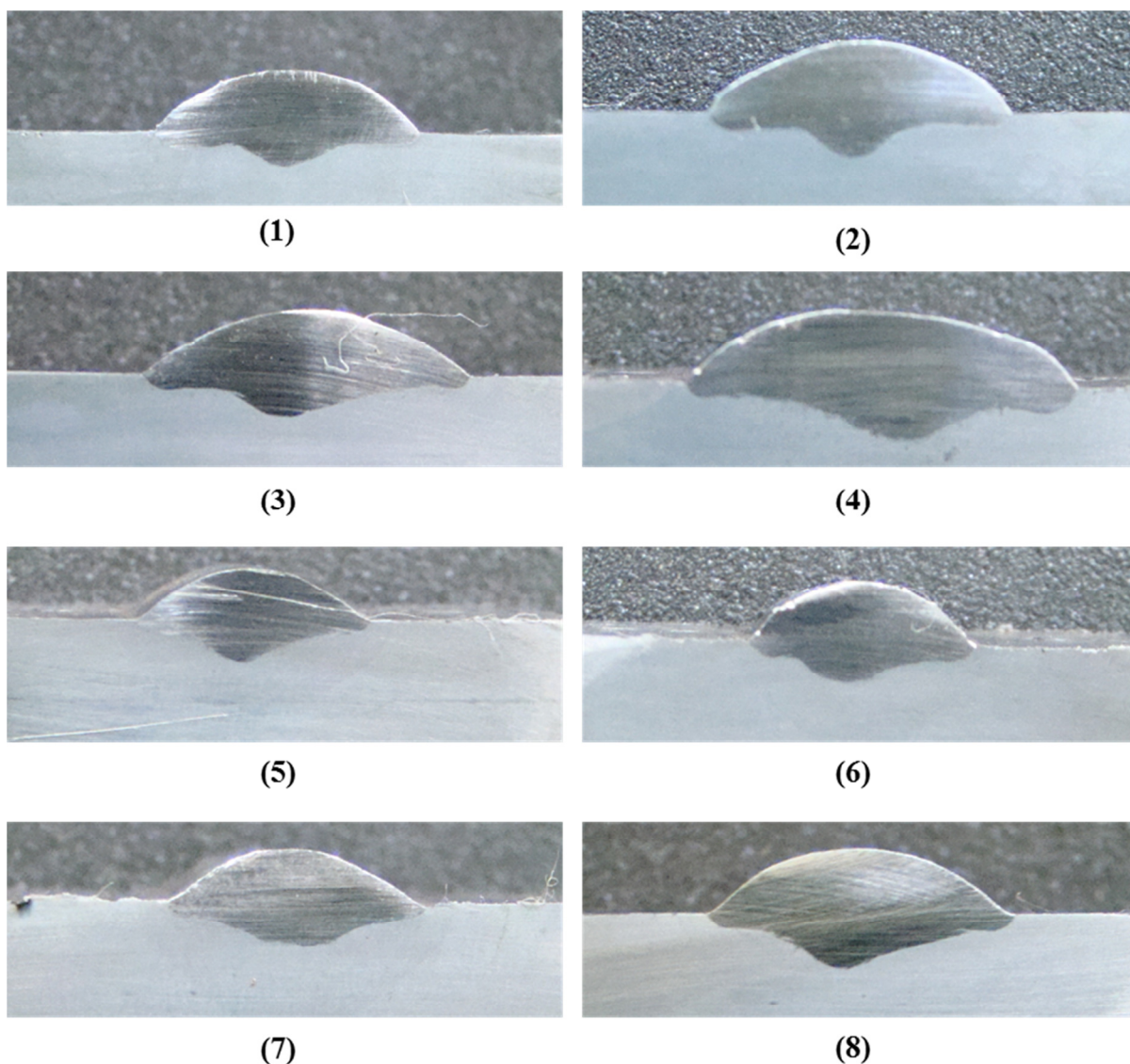


Figura 4.7 – Cordões selecionados para o estudo GR&R multivariado

4.5.1 Avaliação do sistema de medição

Seguindo o procedimento da Figura 4.6, os dados para este estudo GR&R multivariado foram armazenados na Tabela D.1. Inicialmente, foi feita a análise das componentes principais das respostas R, P, L, AR, AP e AT, usando a matriz de correlação dos dados. Os autovalores e autovetores obtidos a partir da matriz de correlação dos dados estão apresentados na Tabela 4.16. Usando a Eq. (3.3) obtêm-se os escores das componentes principais que estão armazenados na Tabela D.2. A resposta do modelo (3.4) foi obtida pela ponderação das componentes principais usando Eq. (3.5) e armazenados na Tabela D.2:

$$\begin{aligned}
 WPC = & 5,038PC_1 + 0,727PC_2 + 0,188PC_3 \\
 & + 0,029PC_4 + 0,016PC_5 + 0,001PC_6
 \end{aligned}
 \quad (4.21)$$

Tabela 4.16 – Análise das componentes principais para R, P, L, AR, AP e AT

	Componentes principais					
	PC ₁	PC ₂	PC ₃	PC ₄	PC ₅	PC ₆
Autovalores	5,038	0,727	0,188	0,029	0,016	0,001
Proporção	0,840	0,121	0,031	0,005	0,003	0,000
Cumulativo	0,840	0,961	0,992	0,997	1,000	1,000
Respostas	Autovetores					
R	0,364	-0,610	-0,557	-0,216	0,372	0,001
P	0,368	0,586	-0,572	0,441	-0,001	-0,021
L	0,430	-0,058	0,552	0,435	0,564	0,001
AP	0,408	0,438	0,161	-0,727	0,139	-0,261
AR	0,429	-0,296	0,127	0,173	-0,613	-0,554
AT	0,444	-0,046	0,127	-0,108	-0,385	0,790

Os resultados da Eq. (4.21) foram ajustados para uma análise de variância *two-way*, de acordo com o modelo (3.4). O vetor WPC representa o conjunto original de respostas R, P, L, AR, AP e AT. Usando as Eqs. (3.13)-(3.17) foram calculadas as variâncias para processo, repetitividade, reprodutividade (operadores e interação peças*operadores), sistema de medição e total. Em seguida, as raízes quadradas destas variâncias e, com as Eqs. (3.18) e (3.19), os índices $\%R\&R_m$ e ndc_m são mostrados na Tabela 4.17. O índice $\%R\&R_m = 6,44\%$ determina que o sistema de medição é aceitável. O índice multivariado $ndc_m = 21$ determina quantas categorias distintas o sistema de medição é capaz de identificar. $ndc_m > 5$ reafirma que o sistema de medição pode ser considerado aceitável.

Tabela 4.17 – Componentes de variação para os escores ponderados das componentes principais (WPC) a partir de R, P, L, AR, AP e AT

Fonte	$\hat{\sigma}$	% Variação
GR&R Total	0,7744	6,44%
Repetitividade	0,4770	3,97%
Reprodutividade	0,6100	5,07%
Operadores	0,3122	2,60%
Operadores*Peças	0,5241	4,36%
Peça-a-peça	11,9985	99,79%
Total	12,0234	100,00%
Número de categorias distintas		21

4.5.2 Causas de variação do sistema de medição

Apesar do sistema de medição ter sido considerado aceitável, nesta seção serão identificadas e especificadas, didaticamente, as causas significativas de variação do sistema de medição, através da análise de variância e análise gráfica.

De acordo com a análise de variância da Tabela 4.18, para um nível de significância de 5%, a hipótese nula das peças serem iguais foi rejeitada, já a hipótese de que os operadores

são capazes de replicar as mesmas medições foi aceita, *p-values* 0,000 e 0,070, respectivamente. A análise de variância determina ainda que a interação peça*operador foi estatisticamente significativa.

Tabela 4.18 – Análise de variância dos escores ponderados das componentes principais (WPC) a partir de R, P, L, AR, AP e AT

Fonte	DF	SS	MS	F	P
Peças	7	9077,02	1296,72	1233,26	0,000
Operadores	2	6,78	3,39	3,23	0,070
Peças * Operadores	14	14,72	1,05	4,62	0,000
Repetitividade	48	10,92	0,23		
Total	71	9109,44			

O *boxplot* da Figura 4.8 mostra graficamente a diferença que existe entre as médias das peças, antes evidenciada pela análise de variância. Além disso, a peça 4 parece possuir variabilidade maior que as demais e o *outlier* para a peça 2 pode declarar a presença de algum erro sistemático durante o processo de medição.

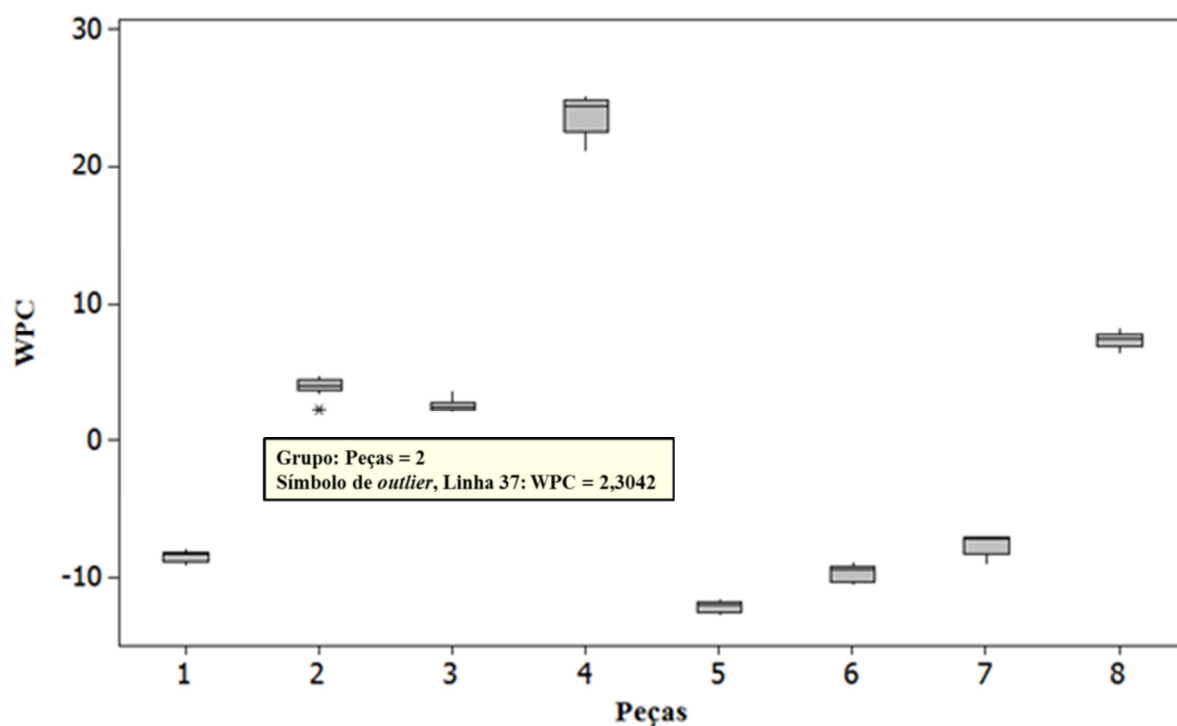


Figura 4.8 – *Boxplots* obtidos da resposta WPC para cada peça

O gráfico da Figura 4.9 mostra, de forma global, a amplitude das medições obtidas por cada operador medindo cada uma das peças. A análise de WPC identifica que o operador 3 possui a menor variabilidade na medição das peças do estudo GR&R. Na realidade, esta constatação é evidenciada devido ao fato de que este operador é o mais familiarizado com o

processo de medição e foi quem treinou os outros dois operadores. Ainda na Figura 4.9, observa-se que os operadores 1 e 2 tiveram uma variação significativa na medição da peça 4. Adicionalmente, o operador 2 apresentou uma variabilidade além do comum na medição da peça 2.



Figura 4.9 – Amplitude geral das medições obtidas por cada operador em cada peça

O gráfico R de WPC fornece uma visão geral da variabilidade do sistema de medição e auxilia, juntamente com a análise de variância, a identificar as causas significativas de variação do processo de medição. Com estas informações e os gráficos R da Figura 4.10 é possível especificar a causa especial de variação e propor melhorias pontuais para o sistema de medição. Pode-se concluir, pela Figura 4.10, que o operador 1 teve variação significativa, especificamente, para efetuar as medições de P e AR na peça 4. Já o operador 2 teve dificuldade em efetuar as medições de R e AP na peça 4.

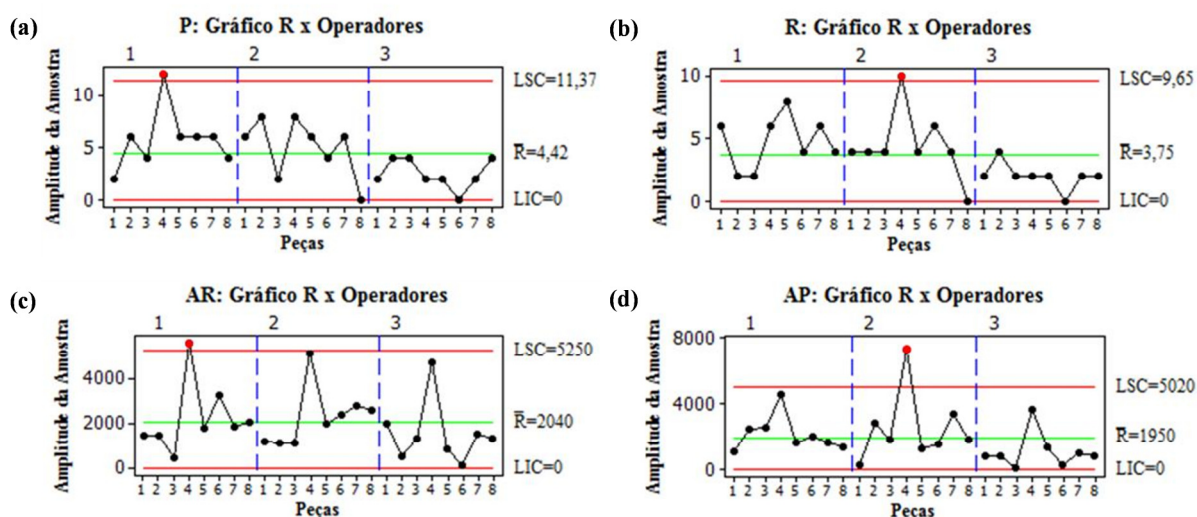


Figura 4.10 – Amplitude das medições das respostas P, R, AR e AP dos operadores 1 e 2 para cada peça

Foram realizados testes de hipóteses para comparar a variância da peça 4 com as demais. O teste 2-variates baseado na estatística F para distribuições normais, determinou que a peça 4 possui variância maior que as peças 1,2,3,5,6 e 8 para 5% de significância. No

entanto, o teste *2-variances* baseado na estatística de Levene para qualquer distribuição contínua, aceita a hipótese de variâncias iguais para as peças 4 e 7, com 5% de significância.

4.5.3 Potenciais melhorias para o processo de medição

Foi observada na análise de variância para WPC, que o termo de interação entre peça*operador foi significativo. Esta afirmação foi traduzida graficamente, na Figura 4.10, como variação significativa do operador 1 medindo P e AR na peça 4 e operador 2 medindo R e AP na peça 4. Sendo assim, para efeito de comparação, as fotos das peças 4 (maior variância) e 1 (menor variância) da Figura 4.7 foram ampliadas e estão apresentadas na Figura 4.11. Observa-se que a foto tirada da peça 1 conseguiu focar nitidamente o cordão de solda. Por outro lado, a foto tirada da peça 4 focou apenas o plano de fundo, prejudicando a nitidez do cordão e contribuindo significativamente para a variabilidade das medições dos parâmetros geométricos. Portanto, para eliminar a causa significativa de variação das medições da peça 4, recomenda-se que outra foto seja tirada de modo que a máquina fotográfica seja capaz de focar o cordão de solda ao invés do plano de fundo.

Já o *outlier* presente na medição da peça 2 mostrado na Figura 4.8 concorda com a causa especial de variação identificada na Figura 4.9. Logo, sugere-se que o operador 2 refaça esta medição, visto que este *outlier* pode ter sido provocado por algum erro sistemático.

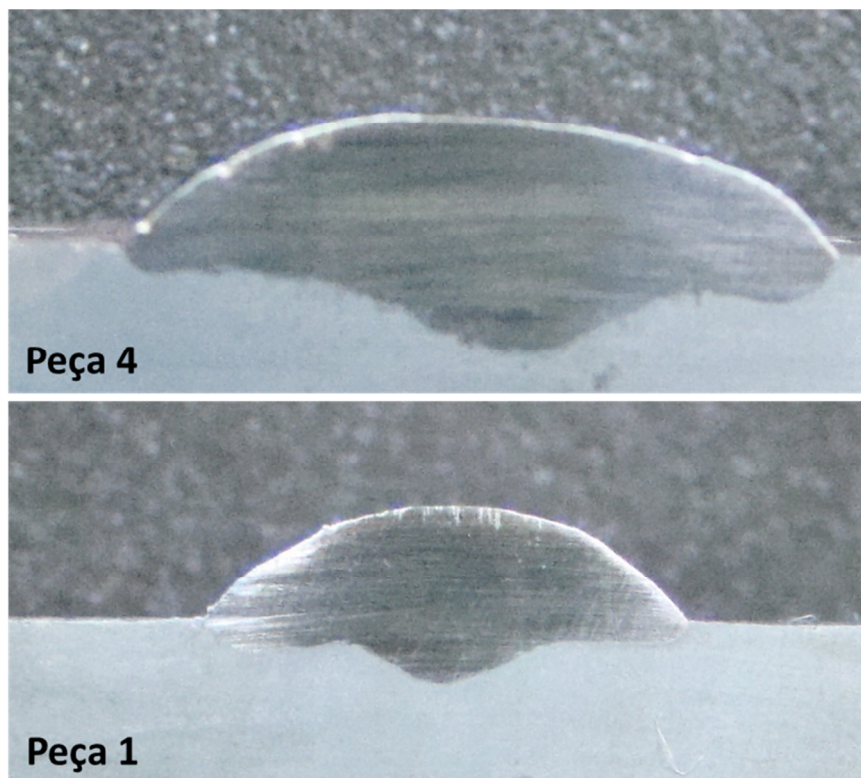


Figura 4.11 – Ampliação das fotos das peças 4 e 1

4.5.4 Discussão dos resultados para o Caso nº 4

A aplicação do método WPC para avaliação do sistema que mede os parâmetros geométricos de um cordão de solda proporcionou as seguintes conclusões:

- O método WPC foi capaz de identificar especificamente as causas significativas de variação do sistema de medição;
- A análise de variância a partir da reposta “WPC” identifica os componentes significativos de variação do sistema de medição;
- A análise gráfica a partir de WPC orienta o avaliador a identificar a causa específica de variação do sistema de medição na análise das respostas originais do estudo.

4.6 Considerações finais

O Capítulo 4 apresentou a aplicação dos métodos ANOVA, MANOVA, PCA e WPC usando dados da literatura, simulados e obtidos em laboratório (processos de torneamento e soldagem). A análise dos dados da literatura (seção 4.2) determinou que o uso do método univariado não é o mais adequado para avaliar um sistema de medição de características com correlações significativas. Ao mesmo tempo, o método multivariado PCA pode ser ineficiente para casos em que a estrutura de correlação entre as respostas proporcione $\%PC_1$ insuficiente para uma explicação adequada da variabilidade em estudo. As interpretações individuais de cada componente principal podem fornecer interpretações distintas para a classificação do sistema de medição. O método MANOVA considera toda variabilidade em estudo e providencia uma interpretação geral para o sistema de medição. No entanto, a implementação do método é bastante complexa, pois exige a utilização de cálculos matriciais para estimar os índices de avaliação do sistema de medição. O método WPC proposto apresentou uma avaliação geral para o sistema de medição, assim com o método MANOVA. Além disso, a implementação do método WPC pode ser feita através de softwares estatísticos com funções específicas para análise de componentes principais e análise do sistema de medição. Isto torna o método WPC bem mais simples de ser implementado que o método MANOVA. Na seção 4.2.5, foi comparado o desempenho dos métodos multivariados MANOVA e WPC, através de conjuntos de dados simulados. Foram gerados 12 cenários de acordo com as possíveis configurações de sistemas de medição e estrutura de correlação entre as respostas. Os resultados apresentados nesta seção mostraram que o método WPC proposto foi mais robusto que o método MANOVA. A análise dos dados da seção 4.4 foi direcionada para validar, experimentalmente, as conclusões obtidas pelo estudo de simulação. Finalmente, na seção 4.5,

foi demonstrada uma aplicação prática do método WPC utilizado para identificar as causas de variação de um sistema de medição e, em seguida, propor potenciais melhorias para o processo de medição.

5. CONCLUSÃO

5.1 Conclusões gerais

Esta dissertação abordou a análise multivariada do sistema de medição através de estudos de repetitividade e reprodutividade do processo de medição. A principal contribuição desta dissertação foi a proposta de um novo método para análise multivariada do sistema de medição através da ponderação dos escores das componentes principais por seus respectivos autovalores. As aplicações dos métodos univariado (ANOVA) e multivariados (MANOVA, PCA e WPC) para os dados da literatura, simulados e obtidos em laboratório, resultaram nas seguintes conclusões:

- Os casos 1 e 3 mostraram que o método ANOVA pode não ser satisfatório na avaliação de sistemas de medição de grandezas com correlações significativas e medidas pelo mesmo instrumento de medição;
- Ainda pelos casos 1 e 3, foi observado que o método PCA pode ser ineficiente para situações em que a estrutura de correlação entre as respostas proporcione $\%PC_1$ insuficiente para uma explicação adequada da variabilidade em estudo. Nestas condições, a necessidade de se analisar os escores de outras componentes principais pode proporcionar interpretações distintas para a classificação do sistema de medição;
- A partir dos casos 2 e 3, concluiu-se que o método MANOVA pode não avaliar corretamente um sistema de medição quando a relação individual $\sqrt{\lambda_{SM}/\lambda_T}$ proporcionar interpretações distintas para o índice $\%R\&R_m$. Devido ao fato de que este método não aplica uma lógica de ponderação para os autovalores mais significativos, ao aplicar apenas média geométrica, os resultados estimados para os índices $\%R\&R_m$ não classificaram corretamente o sistema de medição;
- Através do caso 4, o método WPC mostrou-se capaz de orientar o analista a identificar especificamente as causas significativas de variação do sistema de medição e tomar futuras ações de melhorias para o processo de medição.
- No geral, o método WPC apresentou um desempenho mais robusto em comparação aos outros métodos multivariados. Nas situações em que existiram algumas correlações não significativas entre as características da qualidade (casos 1 e 2), ainda assim, o método WPC apresentou os índices $\%R\&R_m$ estimados dentro ou

próximo aos limites do intervalo de confiança. Além disso, em situações com estrutura de correlação alta entre as características (casos 2 e 3), as estimativas dos índices multivariados, usando o método WPC, convergiram para os valores médios calculados através do método univariado.

Em segundo plano, esta dissertação contribuiu determinando:

- Como gerar dados simulados com diversas estruturas de correlação para avaliação de sistemas de medição inaceitável, marginal e aceitável;
- Como avaliar a variabilidade de um dispositivo medidor de parâmetros de rugosidade de superfícies através de estudos GR&R;
- Como avaliar a variabilidade de um software analisador de imagens que mede grandezas geométricas através de estudos GR&R.

5.2 Sugestões para trabalhos futuros

Como sugestões para estudos futuros, ficam as seguintes considerações:

- Considerar uma estratégia de ponderação das respostas originais para casos em que estas respostas apresentem diferentes graus de importância para o estudo;
- Usar uma abordagem multivariada para avaliar sistemas de medição de dados do tipo atributo;
- Usar uma abordagem multivariada para avaliar sistemas de medição que realizam testes destrutivos para obter os valores medidos;
- Usar uma abordagem multivariada para avaliar sistemas de medição em que as peças mudam com o uso/teste;
- Propor um modelo multivariado expandido que considere outros fatores além de peças e operadores;
- Usar uma abordagem multivariada para estimar índices de capacidade de processo combinados com a capacidade do sistema de medição.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- AL-MISHARI, S.T.; SULIMAN, S. Integrating Six-Sigma with other reliability improvement methods in equipment reliability and maintenance applications. *Journal of Quality in Maintenance Engineering*, v.14, pp. 59-70, 2008.
- AL-REFAIE, A.; BATA, N. Evaluating measurement and process capabilities by GR&R with four quality measures. *Measurement*, v.43, p.842-851, 2010.
- APPOLINÁRIO, F. *Metodologia da ciência – filosofia e prática da pesquisa*. São Paulo: Editora Pioneira Thomson Learning, 2006.
- ATTIVISSIMO, F.; CATALDO, A.; FABBIANO, L.; GIAQUINTO, N. Systematic errors and measurement uncertainty: An experimental approach. *Measurement*, v.44, p.1781-1789, 2011.
- AUTOMOTIVE INDUSTRY ACTION GROUP (AIAG). *Measurement systems analysis Reference Manual*. 4 ed. Chrysler, Ford, General Motors Supplier Quality Requirements Task Force, 2010.
- AWAD, M.; ERDMANN, T.P.; SHANSHAL, Y.; BARTH, B. A measurement system analysis approach for hard-to-repeat events. *Quality Engineering*, v.21, p. 300-305, 2009.
- BERTRAND, J. W. M.; FRANSOO, J. C. Modelling and Simulation: operations management research methodologies using quantitative modeling. *International Journal of Operations & Production Management*, v.22, p.241-264, 2002.
- BORDIGNON, S.; SCAGLIARINI, M. Estimation of Cpm when Measurement Error is Present. *Quality and Reliability Engineering International*, v.22, p.787-801, 2006.
- BURDICK, R.K.; BORROR, C.M.; MONTGOMERY, D.C. A review of methods for measurement systems capability analysis. *Journal of Quality Technology*, v.35, p.342-354, 2003.
- COSTA, R.; ANGÉLICO, D.; REIS, M.S.; ATAÍDE, J.M.; SARAIVA, P.M. Paper superficial waviness: Conception and implementation of an industrial statistical measurement system. *Analytica Chimica Acta*, v.544, p.135–142, 2005.
- DE KONING, H.; DE MAST, J. A rational reconstruction of six-sigma's breakthrough cookbook. *International Journal of Quality and Reliability Management*, v.23, p.766-787, 2006.
- DE MAST, J.; VAN WIERINGEN, W. Measurement System Analysis for Bounded Ordinal Data. *Quality and Reliability Engineering International*, v.20, p.383-395, 2004.
- DE MAST, J.; SCHIPPERS, W.A.J.; DOES, R.J.M.M.; VAN DEN HEUVEL, E.R. Steps and strategies in process improvement. *Quality and Reliability Engineering International*, v.16, p.301–311, 2000.
- DEJAEGER, B.; JIMIDAR, M.; DE SMET, M.; COCKAERTS, P.; SMEYERS-VERBEKE, J.; VANDER HEYDEN, Y. Improving method capability of a drug substance HPLC assay. *Journal of Pharmaceutical and Biomedical Analysis*, v.42, p.155–170, 2006.

- DELDOSI, L.; ZAPPA, D. Measurement Uncertainty with Nested Mixed Effect Models. *Quality and Reliability Engineering International*, v.27, p.373-379, 2011.
- ERDMANN, T.P.; DOES, R.J.M.M.; BISGAARD, S. Quality quandaries: a gage R&R study in a hospital. *Quality Engineering*, v.22, p.46-53, 2010.
- FLYNN, M.J.; SARKANI, S.; MAZZUCHI, T.A. Regression Analysis of Automatic Measurement Systems. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, v.58, p.3373-3379, 2009.
- GOMES, José Henrique de Freitas. *Análise e otimização da soldagem de revestimento de chapas de aço carbono utilizando arame tubular inoxidável austenítico*. 2010. Dissertação (Mestrado) – Instituto de Engenharia de Produção e Gestão, Universidade Federal de Itajubá, Itajubá, MG, 2010.
- GONG, L.; BURDICK, R.K.; QUIROZ, J. Confidence Intervals for Unbalanced Two-factor Gauge R&R Studies. *Quality and Reliability Engineering International*, v.21, p.727-741, 2005.
- GUIDE TO THE EXPRESSION OF UNCERTAINTY IN MEASUREMENT (GUM). *Uncertainty of Measurement*. 1 ed. ISO/IEC Guide 98, 1995.
- HE, S.G.; WANG, G.A.; COOK, D.F. Multivariate measurement system analysis in multisite testing: An online technique using principal component analysis. *Expert Systems with Applications*, v.38, p.14602-14608, 2011.
- HOERL R.W. Six Sigma Black Belts: What Do They Need to Know?. *Journal of Quality Technology*, v.33, p.391-406, 2001.
- JOHNSON, J.A.; WIDENER, S.; GITLOW, H.; POPOVICH, E. A “Six Sigma” Black Belt Case Study: G.E.P. Box’s Paper Helicopter Experiment Part A. *Quality Engineering*, v.18, p.413-430, 2006.
- JOHNSON, R.A.; WICHERN, D. *Applied Multivariate Statistical Analysis*. 5 ed. Prentice-Hall, New Jersey, 2002.
- KAIJA, K.; PEKKANEN, V.; MÄNTYSALO, M.; KOSKINEN, S.; NIITTYNEN, J.; HALONEN, E.; MANSIKKAMÄKI, P. Inkjetting dielectric layer for electronic applications, *Microelectronic Engineering*, v.87, p.1984–1991, 2010.
- KNOWLES, G.; VICKERS, G.; ANTHONY, J. Implementing Evaluation of the Measurement Process in an Automotive Manufacturer: a Case Study. *Quality and Reliability Engineering International*, v.19, p.397-410, 2003.
- KWAK, Y.H.; ANBARI, F.T. Benefits, obstacles, and future of six sigma approach. *Tecnhnovation*, v.26, p.708-715, 2006.
- LI, M.H.C.; AL-REFAIE, A. Improving wooden parts’ quality by adopting DMAIC procedure. *Quality and Reliability Engineering International*, v.24, p.351-360, 2008.
- LINDERMAN, K.; SCHROEDER, R.; ZAHEER, S.; CHOO, A. Six sigma: a goal theoretic perspective. *Journal of Operations Management*, v.21, p.193–203, 2003.

- LYU, J.; CHEN, M.N. Gauge capability studies for attribute data. *Quality and Reliability Engineering International*, v.24, p.71-82, 2008.
- MAJESKE, K.D. Approval criteria for multivariate measurement systems. *Journal of Quality Technology*, v.40, p.140-154, 2008.
- MARCONI, M.A.; LAKATOS, E.V. *Fundamentos de metodologia científica*. 6ª ed., São Paulo: Editora Atlas, 2006.
- MONTGOMERY, D.C. *Statistical Quality Control*, 5 ed. John Wiley and Sons, Inc., New York, 2005.
- MONTGOMERY, D.C.; BURDICK, R.K.; LAWSON, C.A.; MOLNAU, W.E.; ZENZEN, F.; JENNINGS, C.L.; SHAH, H.K.; SEBERT, D.M.; BOWSER, M.D.; HOLCOMB, D.R. A university-based six sigma program. *Quality and Reliability Engineering International*, v.21, p.243-248, 2005.
- MONTGOMERY, D.C.; WOODALL, W.H. An Overview of Six Sigma. *International Statistical Review*, v. 76, pp. 329-346, 2008.
- MUKHERJEE, I.; RAY, P.K. A systematic solution methodology for inferential multivariate modeling of industrial grinding process. *Journal of Materials Processing Technology*, v.196, p.379-392, 2008.
- PAIVA, A. P. *Metodologia de Superfície de Resposta e Análise de Componentes Principais em otimização de processo de manufatura com múltiplas respostas correlacionadas*. 2006. 229 p. Tese (Doutorado em Engenharia Mecânica) – Instituto de Engenharia Mecânica, Universidade Federal de Itajubá, Itajubá. 2006.
- PAIVA, A.P.; COSTA, S.C.; PAIVA, E.J.; BALESTRASSI, P.P.; FERREIRA, J.R. Multi-objective optimization of pulsed gas metal arc welding process based on weighted principal component scores, *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, v.50, p.113-125, 2010.
- PAIVA, A.P.; FERREIRA, J.R.; BALESTRASSI, P.P. A multivariate hybrid approach applied to AISI 52100 hardened steel turning optimization. *Journal of Materials Processing Technology*, v.189, p.35-26, 2007.
- PAIVA, A.P.; PAIVA, E.J.; FERREIRA, J.R.; BALESTRASSI, P.P.; COSTA, S.C. A multivariate mean square error optimization of AISI hardened steel turning. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, v.43, p.631-643, 2008.
- POLINI, W.; TURCHETTA, S. Test protocol for micro-geometric wear of sintered diamond tools. *Wear*, v.257, p.246-256, 2004.
- RAISINGHANI, M.; ETTE, H.; PIERCE, R.; CANNON, G.; DARIPALY, P. Six sigma: concepts, tools, and applications. *Industrial Management and Data Systems*, v.105, p.491-505, 2005.
- SALGADO JUNIOR, Aluizio Ramos. *Otimização de múltiplos duais correlacionados no processo de torneamento do aço de corte fácil ABNT12L14*. 2010. Dissertação (Mestrado) –

Instituto de Engenharia de Produção e Gestão, Universidade Federal de Itajubá, Itajubá, MG, 2010.

SATOLO, E.G.; JOÃO MARCOS ANDRIETTA, J.M.; CAUCHICK MIGUEL, P.A.; CALARGE, F.A. Análise da utilização de técnicas e ferramentas no programa Seis Sigma a partir de um levantamento tipo survey. *Produção*, v.19, p. 400-416, 2009.

SAHOO, A.K.; TIWARI, M.K.; MILEHAM, A.R. Six Sigma based approach to optimize radial forging operation variables. *Journal of Materials Processing Technology*, v. 202, pp. 125-136, 2008.

SENOL, S. Measurement system analysis using designed experiments with minimum $\alpha - \beta$ Risks and n . *Measurement*, v.36, p.131-141, 2004.

SHIAU, Y.R. Decision support for off-line gage evaluation and improving on-line gage usage, *Journal of Manufacturing Systems*, v.19, p.318-331, 2000.

SU, C.T.; CHIANG, T.L.; CHIAO, K. Optimizing the IC Delamination Quality via Six-Sigma Approach. *IEEE Transactions on Electronics Packaging Manufacturing*, v. 28, 2005.

TANG, L.C.; GOH, T.N.; LAM, S.W.; ZHANG, C.W. Fortification of Six Sigma: Expanding the DMAIC Toolset. *Quality and Reliability Engineering International*, v.23, pp. 3-18, 2007.

VAN DEN HEUVEL, E.; TRIP, A. Evaluation of measurement systems with a small number of observers. *Quality Engineering*, v.15, p. 323-331, 2002.

WANG, F.K.; CHIEN, T.W. Process-oriented basis representation for a multivariate gauge study. *Computers and Industrial Engineering*, v.58, p.143-150, 2010.

WANG, F.K.; YANG, C.W. Applying principal component analysis to a GR&R study. *Journal of the Chinese Institute of Industrial Engineering*, v.24, p.182-1889, 2007.

WHITE, T.K.; BORROR, C.M. Two-dimensional Guidelines for Measurement System Indices. *Quality and Reliability Engineering International*, v.27, p.479-487, 2011.

WOODALL, W.H.; BORROR, C.M. Some relationships between gage R&R criteria. *Quality and Reliability Engineering International*, v.24, p.99-106, 2008.

WU, C.W.; PEARN, W.L.; KOTZ, S. An overview of theory and practice on process capability indices for quality assurance. *International Journal of Production Economics*, v.117, p.338-359, 2009.

ANEXO A – Tabela de dados da literatura

Tabela A – Dados de Majeske (2008), escores das componentes principais (PC_i) e escores ponderados (WPC)

i	j	M ₁	M ₂	M ₃	M ₄	PC ₁	PC ₂	PC ₃	PC ₄	WPC
1	1	-0,86	-0,40	0,44	-1,29	-0,979	-0,084	-1,152	-0,110	-3,0180
1	1	-0,81	-0,30	0,25	-1,10	-0,395	-0,390	-1,030	-0,162	-1,7849
1	1	-0,78	-0,32	0,24	-1,09	-0,349	-0,608	-0,964	-0,091	-1,8647
1	2	-0,78	-0,23	0,16	-1,01	-0,082	-0,580	-1,010	-0,178	-1,1645
1	2	-0,77	-0,33	0,21	-1,14	-0,333	-0,706	-0,921	-0,148	-1,9117
1	2	-0,81	-0,33	0,21	-1,16	-0,412	-0,420	-0,948	-0,261	-1,8338
2	1	-0,92	-0,73	-0,17	-0,01	0,180	0,802	0,490	-0,123	1,4556
2	1	-0,96	-0,75	-0,22	-0,03	0,149	1,081	0,557	-0,307	1,6767
2	1	-0,95	-0,74	-0,19	-0,07	0,110	0,995	0,498	-0,270	1,4695
2	2	-0,99	-0,80	-0,17	-0,08	-0,061	1,284	0,559	-0,327	1,3451
2	2	-0,95	-0,82	-0,17	-0,10	-0,030	0,981	0,610	-0,239	1,1321
2	2	-0,96	-0,77	-0,18	-0,08	0,038	1,064	0,532	-0,278	1,3663
3	1	-0,70	0,35	-0,83	1,38	3,594	-0,270	-0,162	0,155	8,9646
3	1	-0,79	0,14	-0,69	1,19	2,886	0,320	-0,050	0,065	7,7752
3	1	-0,73	0,23	-0,76	1,30	3,256	-0,080	-0,067	0,162	8,3201
3	2	-0,76	0,09	-0,63	1,09	2,731	0,063	-0,043	0,168	7,1161
3	2	-0,78	0,01	-0,59	1,03	2,511	0,186	0,026	0,157	6,6978
3	2	-0,79	-0,03	-0,58	0,99	2,409	0,243	0,069	0,129	6,5055
4	1	-0,66	-0,98	-0,04	-1,12	-0,553	-1,561	0,597	-0,062	-2,8322
4	1	-0,63	-1,02	0,03	-1,19	-0,692	-1,804	0,583	0,076	-3,4407
4	1	-0,62	-1,02	0,02	-1,21	-0,673	-1,887	0,594	0,070	-3,4755
4	2	-0,69	-1,07	0,09	-1,24	-0,964	-1,379	0,558	-0,003	-3,7199
4	2	-0,64	-1,07	0,10	-1,26	-0,908	-1,754	0,566	0,119	-3,9527
4	2	-0,71	-1,13	0,10	-1,32	-1,131	-1,267	0,620	-0,080	-4,0171
5	1	-0,99	-1,01	0,49	-0,82	-1,689	1,044	-0,044	0,178	-3,2993
5	1	-0,96	-1,00	0,52	-0,86	-1,694	0,811	-0,093	0,264	-3,5670
5	1	-0,98	-0,97	0,52	-0,81	-1,661	0,980	-0,142	0,245	-3,3254
5	2	-0,96	-1,01	0,55	-0,81	-1,717	0,835	-0,095	0,351	-3,5992
5	2	-1,01	-1,01	0,52	-0,79	-1,745	1,207	-0,080	0,198	-3,2896
5	2	-0,97	-1,04	0,55	-0,85	-1,794	0,890	-0,058	0,304	-3,7285

ANEXO B – Tabela de dados simulados

Tabela B.1 – Dados simulados com estrutura de correlação baixa ($\%PC1 \leq 60\%$)

			Correlação Baixa											
			SM Inaceitável				SM Marginal				SM Aceitável			
i	j	k	M1	M2	M3	M4	M1	M2	M3	M4	M1	M2	M3	M4
1	1	1	5,538	9,709	10,890	9,219	4,075	8,222	5,264	7,387	3,906	7,920	4,897	6,814
1	1	2	3,128	6,789	7,708	5,679	3,193	7,154	3,968	6,024	4,126	8,140	5,158	7,222
1	1	3	2,876	6,555	7,363	5,490	3,763	7,822	4,654	6,697	3,774	7,703	4,686	6,639
2	1	1	5,837	3,170	7,206	8,053	8,214	6,285	8,295	13,336	8,079	6,058	8,106	13,072
2	1	2	7,640	5,731	10,003	10,862	7,321	5,212	7,190	12,097	7,933	5,932	7,921	12,917
2	1	3	8,571	6,913	10,870	11,712	8,567	6,465	8,530	13,695	7,961	5,962	7,886	12,975
3	1	1	5,413	12,160	12,104	4,125	7,091	14,198	10,368	6,512	6,165	13,165	9,207	5,178
3	1	2	4,201	10,662	10,389	2,418	6,780	13,872	10,007	6,052	6,081	13,090	9,116	5,122
3	1	3	5,669	12,598	12,655	4,261	6,781	13,871	9,979	6,017	5,921	12,920	8,863	4,879
4	1	1	10,662	9,811	16,773	10,670	9,330	8,265	13,108	9,058	10,224	9,228	14,260	10,325
4	1	2	10,404	9,416	16,651	10,298	9,742	8,678	13,638	9,635	10,310	9,407	14,449	10,467
4	1	3	9,608	8,324	15,287	9,021	9,763	8,773	13,792	9,848	9,872	8,861	13,807	9,814
5	1	1	3,947	9,790	5,879	13,478	5,051	11,065	11,957	17,046	4,912	10,919	11,837	16,917
5	1	2	4,190	9,759	5,784	13,710	4,956	10,960	12,057	17,036	4,966	10,938	11,947	16,953
5	1	3	6,072	12,334	8,586	16,727	5,066	10,909	12,068	17,152	4,797	10,808	11,795	16,759
1	2	1	4,766	9,159	10,127	8,056	3,756	7,443	4,633	6,516	4,053	7,835	5,027	7,065
1	2	2	2,024	5,570	6,463	4,259	3,985	7,833	4,959	7,002	4,059	7,843	5,072	7,075
1	2	3	4,390	8,427	9,557	7,534	4,008	7,963	5,067	7,162	3,973	7,703	4,884	6,858
2	2	1	7,671	5,607	9,859	10,379	8,063	6,176	8,205	13,152	8,106	6,100	8,129	13,131
2	2	2	6,666	4,136	8,352	8,864	7,939	5,934	7,807	12,832	8,192	6,223	8,220	13,184
2	2	3	8,262	6,197	9,863	10,757	7,988	5,986	7,948	12,912	8,089	6,052	8,134	13,115
3	2	1	6,761	13,812	13,840	6,094	5,964	13,060	8,990	5,154	5,702	12,638	8,651	4,833
3	2	2	4,377	10,786	10,656	3,249	6,533	13,650	9,766	5,975	6,135	13,229	9,212	5,402
3	2	3	6,915	14,002	14,330	6,943	6,183	13,243	9,223	5,478	6,120	13,178	9,169	5,407
4	2	1	11,090	10,530	17,462	11,613	9,304	8,410	13,075	9,301	10,023	9,275	14,055	10,290
4	2	2	11,454	10,666	17,796	12,487	10,230	9,431	14,277	10,567	10,311	9,634	14,424	10,691
4	2	3	9,665	9,424	15,995	9,890	9,867	9,103	13,846	9,995	9,841	9,049	13,849	10,064
5	2	1	3,695	9,600	5,580	13,181	4,929	10,823	11,996	16,958	4,502	10,488	11,565	16,362
5	2	2	4,081	9,811	6,053	13,843	5,218	11,483	12,639	17,492	4,717	10,685	11,886	16,684
5	2	3	7,038	13,274	9,822	18,050	5,315	11,394	12,588	17,417	5,117	11,230	12,409	17,208

Tabela B.2 – Dados simulados com estrutura de correlação média ($60\% < \%PC1 \leq 75\%$)

				Correlação Média											
				SM Inaceitável				SM Marginal				SM Aceitável			
i	j	k		M1	M2	M3	M4	M1	M2	M3	M4	M1	M2	M3	M4
1	1	1		4,111	8,485	9,390	7,375	6,162	8,161	7,242	9,449	6,104	7,130	7,107	6,077
1	1	2		5,920	10,437	11,364	9,693	6,531	8,619	7,630	9,668	6,228	7,215	7,276	6,288
1	1	3		3,316	7,063	7,962	6,031	5,833	7,645	6,592	8,714	6,067	7,067	7,067	6,124
2	1	1		8,022	7,102	10,208	12,981	7,675	6,695	12,728	10,740	8,148	5,189	13,168	10,278
2	1	2		5,945	4,415	7,258	9,933	8,280	7,315	13,260	11,498	7,837	4,835	12,818	9,823
2	1	3		8,082	7,230	10,019	13,398	8,688	7,809	13,847	11,986	7,739	4,684	12,636	9,585
3	1	1		5,860	8,892	7,076	10,945	4,470	9,620	10,687	14,649	3,769	8,697	9,638	13,624
3	1	2		5,732	8,444	6,483	10,300	4,579	9,647	10,710	14,957	4,380	9,433	10,394	14,481
3	1	3		6,835	9,596	7,943	12,477	4,771	9,770	10,868	15,007	3,901	8,878	9,855	13,844
4	1	1		11,266	13,409	14,749	15,907	11,281	12,333	11,273	13,417	10,966	12,933	10,980	11,963
4	1	2		8,556	10,584	11,049	12,259	11,313	12,253	11,366	13,294	11,340	13,402	11,400	12,468
4	1	3		8,730	10,571	11,089	12,379	11,224	12,239	11,258	13,393	10,710	12,688	10,668	11,606
5	1	1		5,153	10,948	15,041	16,903	10,920	12,059	16,124	18,322	9,891	10,842	14,843	16,876
5	1	2		4,558	10,561	14,473	16,663	10,579	11,686	15,759	17,937	9,802	10,785	14,771	16,730
5	1	3		5,571	11,624	15,685	18,012	9,600	10,577	14,529	16,538	10,270	11,340	15,365	17,410
1	2	1		1,800	5,166	6,420	3,782	6,066	7,829	6,972	8,949	5,966	6,922	6,943	5,927
1	2	2		3,465	7,036	8,305	6,282	6,199	8,049	7,142	9,112	6,142	7,134	7,143	6,190
1	2	3		3,303	7,105	8,304	5,912	6,255	8,194	7,320	9,397	5,605	6,565	6,510	5,498
2	2	1		8,574	7,474	10,905	13,869	7,456	6,083	12,310	9,990	8,035	4,994	13,062	10,005
2	2	2		8,113	7,162	10,133	13,273	7,888	6,612	12,809	10,528	7,874	4,812	12,831	9,841
2	2	3		8,289	7,095	10,185	13,283	7,668	6,194	12,454	10,088	7,956	4,932	12,945	9,960
3	2	1		7,486	11,012	9,079	13,041	3,589	8,690	9,482	13,641	3,950	8,946	9,946	13,952
3	2	2		6,373	10,026	7,643	12,287	4,858	10,088	10,964	15,368	4,217	9,230	10,263	14,255
3	2	3		7,430	10,788	8,873	13,483	3,696	8,849	9,555	13,868	3,954	9,023	9,938	14,007
4	2	1		10,321	12,407	13,529	14,065	11,801	13,202	12,357	14,389	11,026	12,997	11,006	11,990
4	2	2		11,961	14,210	15,575	16,235	10,363	11,367	10,368	11,981	11,540	13,655	11,687	12,775
4	2	3		10,353	12,665	13,752	14,612	10,415	11,439	10,458	12,175	11,103	13,156	11,173	12,170
5	2	1		5,404	11,448	15,828	17,433	9,659	10,764	14,521	16,487	9,922	10,831	14,882	16,868
5	2	2		4,163	9,997	13,888	15,780	10,311	11,440	15,414	17,573	10,394	11,483	15,514	17,554
5	2	3		4,937	11,134	15,385	17,390	9,521	10,570	14,611	16,509	10,134	11,117	15,181	17,124

Tabela B.3 – Dados simulados com estrutura de correlação alta ($75\% < \%PC1 \leq 90\%$)

			Correlação Alta											
i	j	k	SM Inaceitável				SM Marginal				SM Aceitável			
			M1	M2	M3	M4	M1	M2	M3	M4	M1	M2	M3	M4
1	1	1	7,362	6,254	7,015	4,843	8,554	7,567	8,542	6,526	9,137	8,187	9,171	7,176
1	1	2	9,505	8,687	9,497	7,605	9,157	8,262	9,253	7,239	8,850	7,855	8,846	6,754
1	1	3	8,763	7,739	8,566	6,810	8,926	7,831	8,729	6,716	9,139	8,174	9,168	7,117
2	1	1	7,026	7,037	10,072	13,008	6,397	6,376	9,214	12,230	6,877	6,800	9,843	12,775
2	1	2	7,405	7,609	10,454	13,739	6,967	7,043	9,867	12,949	7,282	7,353	10,415	13,410
2	1	3	7,130	7,030	9,959	13,183	7,063	7,174	10,140	13,143	6,858	6,815	9,794	12,758
3	1	1	6,522	10,962	8,853	11,050	4,675	8,687	6,530	8,540	5,049	9,097	7,079	9,097
3	1	2	4,887	8,604	6,848	8,522	5,091	9,068	7,136	9,178	4,748	8,708	6,668	8,620
3	1	3	5,334	9,349	7,335	9,238	4,842	8,750	6,843	8,818	4,925	8,886	6,918	8,898
4	1	1	10,844	10,396	11,165	15,282	11,896	11,936	12,965	16,928	12,027	12,027	13,092	17,041
4	1	2	12,521	12,695	13,827	17,694	11,526	11,436	12,571	16,388	12,096	12,142	13,130	17,182
4	1	3	12,133	12,381	13,226	17,017	12,795	12,912	13,843	18,042	12,335	12,359	13,445	17,505
5	1	1	8,756	9,568	13,183	12,027	10,210	11,207	15,233	14,192	9,933	10,943	14,927	13,953
5	1	2	9,734	10,728	14,719	13,962	10,412	11,463	15,412	14,623	10,174	11,244	15,214	14,268
5	1	3	9,176	9,969	13,858	12,961	9,778	10,729	14,600	13,599	10,119	11,104	15,138	14,166
1	2	1	10,509	9,705	10,849	8,890	8,920	7,917	8,892	6,928	8,988	7,958	9,020	6,972
1	2	2	9,214	8,467	9,357	7,684	9,124	8,105	9,125	6,983	8,904	7,807	8,860	6,833
1	2	3	8,921	7,893	8,658	6,894	9,822	8,938	9,920	8,014	8,588	7,463	8,420	6,371
2	2	1	6,388	6,283	9,432	12,575	6,974	6,881	9,990	12,912	7,187	7,202	10,255	13,329
2	2	2	6,671	6,771	9,691	12,697	7,563	7,648	10,779	13,802	7,171	7,194	10,252	13,205
2	2	3	6,077	6,154	8,919	11,895	6,503	6,361	9,296	12,272	6,776	6,790	9,838	12,745
3	2	1	5,946	10,287	8,191	10,299	4,304	8,157	6,027	7,898	4,990	8,962	6,950	8,919
3	2	2	6,812	11,074	9,315	11,516	5,615	9,752	7,858	9,867	5,123	9,164	7,160	9,180
3	2	3	5,555	9,353	7,423	9,237	5,117	9,036	7,091	8,936	4,977	8,950	6,955	8,913
4	2	1	11,747	11,835	12,692	16,751	12,580	12,703	13,722	17,752	12,243	12,322	13,345	17,331
4	2	2	13,518	13,463	14,947	18,887	11,828	11,812	12,756	16,701	12,181	12,218	13,248	17,331
4	2	3	11,366	11,255	12,273	15,824	12,340	12,393	13,443	17,307	12,263	12,315	13,311	17,347
5	2	1	12,633	14,025	18,132	17,549	10,236	11,261	15,252	14,218	9,789	10,771	14,773	13,721
5	2	2	8,829	9,892	13,505	12,502	9,338	10,086	14,012	13,116	10,185	11,191	15,168	14,239
5	2	3	11,883	13,279	17,684	16,751	10,037	10,975	14,967	14,080	10,098	11,105	15,160	14,144

Tabela B.4 – Dados simulados com estrutura de correlação altíssima (%PC1 > 90%)

			Correlação Altíssima											
i	j	k	SM Inaceitável				SM Marginal				SM Aceitável			
			M1	M2	M3	M4	M1	M2	M3	M4	M1	M2	M3	M4
1	1	1	1,770	2,310	3,491	4,832	4,651	5,800	6,886	8,741	3,692	4,633	5,526	7,498
1	1	2	4,541	5,674	6,394	8,693	5,051	6,202	7,288	9,404	4,036	5,046	6,104	8,073
1	1	3	4,368	5,189	6,334	8,184	4,023	4,945	5,975	7,873	3,976	5,037	5,987	7,959
2	1	1	4,293	4,592	5,735	7,380	5,391	6,475	7,330	9,141	6,201	7,229	8,299	10,305
2	1	2	5,830	7,004	7,842	10,045	6,517	7,742	8,710	10,692	5,895	6,820	7,877	9,859
2	1	3	5,921	6,715	7,917	9,768	6,181	7,117	8,123	10,190	6,034	7,050	8,079	10,030
3	1	1	6,591	7,298	8,079	9,932	8,605	9,723	10,854	12,943	8,129	9,160	10,155	12,167
3	1	2	7,219	7,873	8,761	10,841	7,994	9,086	10,004	11,935	8,169	9,201	10,211	12,218
3	1	3	7,269	8,099	9,137	10,827	8,161	9,184	10,184	12,300	8,193	9,156	10,178	12,231
4	1	1	11,607	12,845	14,001	16,535	9,743	10,845	11,741	13,708	10,100	11,114	12,126	14,127
4	1	2	10,218	11,504	12,546	14,532	9,758	10,741	11,779	13,737	10,550	11,682	12,746	14,788
4	1	3	8,177	8,899	9,423	11,454	10,044	11,161	12,168	14,049	10,049	11,026	12,050	14,045
5	1	1	11,790	12,775	13,848	15,883	11,694	12,574	13,515	15,507	11,699	12,633	13,620	15,643
5	1	2	12,991	14,080	15,079	16,945	11,566	12,324	13,354	15,412	12,092	13,109	14,107	16,144
5	1	3	11,405	12,458	13,431	15,565	11,426	12,255	13,321	15,209	11,712	12,666	13,661	15,626
1	2	1	3,416	4,207	5,195	7,287	3,672	4,490	5,503	7,402	3,844	4,792	5,823	7,768
1	2	2	5,788	7,046	8,342	10,471	3,810	4,667	5,631	7,551	4,332	5,399	6,459	8,440
1	2	3	3,276	4,164	5,175	6,967	4,336	5,282	6,379	8,434	3,824	4,803	5,775	7,774
2	2	1	5,500	6,351	7,120	9,275	5,898	6,883	7,961	9,857	5,974	6,960	7,971	9,977
2	2	2	4,564	5,348	6,219	8,084	5,051	5,943	6,912	8,830	6,327	7,372	8,450	10,465
2	2	3	6,251	7,200	8,234	10,507	6,181	7,187	8,370	10,348	5,961	6,940	7,987	9,934
3	2	1	7,708	8,677	9,513	11,200	8,414	9,686	10,664	12,636	7,998	9,015	9,988	12,013
3	2	2	7,505	8,190	9,258	11,315	7,749	8,755	9,783	11,767	7,647	8,631	9,624	11,524
3	2	3	8,696	9,779	10,999	12,983	8,453	9,561	10,515	12,683	7,988	9,017	10,063	12,036
4	2	1	9,368	10,540	11,409	13,288	10,386	11,533	12,574	14,752	9,899	10,870	11,817	13,808
4	2	2	11,325	12,348	13,839	15,881	10,176	11,341	12,445	14,404	10,226	11,287	12,284	14,387
4	2	3	9,259	10,265	11,101	12,799	9,478	10,418	11,467	13,311	10,181	11,220	12,218	14,316
5	2	1	12,650	13,423	14,460	16,587	12,293	13,267	14,216	16,235	11,921	12,912	13,879	15,941
5	2	2	10,976	11,749	12,705	14,936	12,241	13,393	14,378	16,330	11,691	12,693	13,604	15,573
5	2	3	11,092	11,994	12,852	14,619	11,947	12,794	13,967	15,847	12,079	13,062	14,141	16,099

ANEXO C – Tabela de dados do processo de torneamento

Tabela C.1 – Dados para o estudo GR&R do medidor dos parâmetros de rugosidade

Peça	Réplica	Operador 1					Operador 2					Operador 3				
		Rz	Ry	Rt	Rq	Ra	Rz	Ry	Rt	Rq	Ra	Rz	Ry	Rt	Rq	Ra
1	1	7,14	8,65	8,86	1,76	1,41	7,28	8,67	8,91	1,76	1,40	7,38	8,66	8,89	1,76	1,41
2	1	7,13	10,05	10,05	1,74	1,42	7,20	10,04	10,19	1,74	1,41	7,21	10,08	10,85	1,75	1,42
3	1	7,47	9,47	9,47	1,76	1,42	7,54	9,56	9,61	1,76	1,43	7,45	9,31	9,31	1,76	1,43
4	1	7,66	9,74	9,74	2,08	1,81	8,09	10,47	10,80	2,14	1,84	8,13	10,29	10,65	2,14	1,84
5	1	7,03	7,40	7,58	2,28	2,06	7,01	7,24	7,43	2,27	2,06	7,05	7,40	7,59	2,28	2,06
6	1	7,46	7,81	7,92	2,41	2,20	7,43	7,76	7,95	2,41	2,20	7,47	7,81	8,05	2,41	2,19
7	1	8,38	8,44	8,89	2,12	1,75	8,34	8,42	8,89	2,12	1,75	8,34	8,41	8,86	2,12	1,75
8	1	4,33	5,36	5,36	1,01	0,81	4,34	5,51	5,51	1,02	0,82	4,41	5,68	5,68	1,03	0,82
9	1	3,91	4,41	4,55	0,96	0,77	3,96	4,39	4,39	0,98	0,78	4,01	4,55	4,55	0,97	0,77
10	1	8,36	9,29	9,72	2,20	1,83	8,36	9,32	9,74	2,21	1,84	8,38	9,29	9,67	2,20	1,83
11	1	6,50	7,17	7,17	2,00	1,73	6,49	7,11	7,11	2,00	1,74	6,51	7,14	7,14	2,00	1,74
12	1	7,72	8,31	8,65	2,28	2,00	7,67	8,30	8,59	2,28	2,00	7,68	8,26	8,63	2,28	2,00
1	2	7,55	8,97	9,19	1,82	1,50	7,55	8,89	8,95	1,87	1,55	7,46	8,45	8,90	1,88	1,56
2	2	6,69	9,11	9,49	1,66	1,30	6,69	9,12	9,51	1,67	1,31	6,73	9,10	9,56	1,66	1,30
3	2	7,42	8,89	9,43	1,88	1,51	7,40	8,87	9,37	1,88	1,51	7,48	8,96	9,47	1,88	1,51
4	2	7,92	9,51	10,06	2,07	1,77	7,97	9,37	9,99	2,07	1,78	7,99	9,37	10,01	2,07	1,78
5	2	6,96	7,26	7,56	2,26	2,06	6,97	7,31	7,53	2,27	2,06	6,98	7,29	7,59	2,27	2,06
6	2	7,34	7,85	7,85	2,39	2,17	7,33	7,82	7,82	2,39	2,17	7,32	7,78	7,78	2,39	2,16
7	2	9,73	10,30	10,31	2,53	1,97	9,62	10,00	10,07	2,53	1,97	9,66	9,97	10,04	2,53	1,97
8	2	3,91	4,29	4,30	0,98	0,79	3,91	4,28	4,28	0,96	0,76	3,81	4,14	4,14	0,96	0,77
9	2	4,18	5,14	5,15	1,00	0,79	4,05	4,40	4,57	0,99	0,79	4,02	4,34	4,58	1,00	0,79
10	2	7,11	8,47	9,08	1,92	1,62	7,10	8,62	9,16	1,92	1,62	7,06	8,29	8,85	1,92	1,62
11	2	6,69	7,61	7,63	1,99	1,72	6,69	7,69	7,69	2,00	1,72	6,67	7,63	7,65	1,99	1,72
12	2	7,24	7,80	7,83	2,11	1,83	7,25	7,81	7,83	2,11	1,84	7,25	7,83	7,86	2,11	1,84
1	3	6,73	8,06	8,06	1,77	1,53	6,72	8,68	8,68	1,85	1,52	6,72	8,40	8,40	1,80	1,52
2	3	7,44	8,64	9,05	1,67	1,35	6,88	9,13	9,37	1,66	1,36	7,10	8,40	9,70	1,78	1,48
3	3	6,40	7,19	7,48	1,50	1,22	6,31	7,10	7,70	1,47	1,18	6,54	7,54	8,29	1,53	1,22
4	3	6,63	7,28	7,48	1,95	1,72	6,68	7,34	7,57	1,94	1,70	6,67	7,37	7,59	1,94	1,70
5	3	6,97	7,10	7,22	2,30	2,08	7,00	7,09	7,29	2,30	2,08	6,98	7,11	7,31	2,30	2,08
6	3	7,28	7,49	7,77	2,41	2,19	7,28	7,48	7,83	2,41	2,19	7,25	7,50	7,83	2,41	2,19
7	3	7,77	8,31	8,58	2,06	1,72	7,84	8,44	8,69	2,07	1,72	7,83	8,40	8,74	2,07	1,72
8	3	4,12	5,54	5,54	1,03	0,84	4,19	5,17	5,19	1,05	0,85	4,16	5,15	5,15	1,05	0,85
9	3	3,95	4,42	4,42	1,04	0,84	4,00	4,41	4,59	1,03	0,84	3,97	4,31	4,40	1,03	0,83
10	3	7,80	8,91	9,26	2,16	1,84	7,76	8,83	9,13	2,16	1,83	7,78	8,79	9,19	2,16	1,82
11	3	6,75	7,61	7,61	2,02	1,75	6,76	7,48	7,53	2,01	1,74	6,69	7,42	7,55	2,00	1,73
12	3	7,33	7,98	8,19	2,15	1,86	7,42	7,94	8,34	2,18	1,89	7,42	7,85	8,23	2,18	1,89
1	4	6,47	7,08	8,28	1,72	1,46	6,39	6,94	7,90	1,70	1,44	6,40	7,02	7,96	1,70	1,43
2	4	7,07	9,47	9,47	1,69	1,39	6,71	10,00	10,60	1,68	1,41	7,65	9,42	9,42	1,96	1,66
3	4	7,23	9,01	9,46	1,77	1,40	7,70	9,00	9,46	1,84	1,44	7,68	9,01	9,35	1,84	1,44
4	4	8,22	10,67	11,07	2,23	1,92	8,22	9,93	11,41	2,24	1,93	8,51	10,66	11,65	2,26	1,94
5	4	7,04	7,38	7,43	2,26	2,03	7,21	7,38	7,70	2,30	2,07	7,18	7,37	7,59	2,30	2,08
6	4	7,38	8,06	8,06	2,38	2,15	7,41	8,02	8,02	2,37	2,14	7,40	7,99	7,99	2,38	2,15
7	4	9,65	9,85	9,96	2,56	2,07	9,64	9,78	9,94	2,56	2,06	9,67	9,84	10,00	2,55	2,06
8	4	4,04	4,54	4,61	1,00	0,79	4,09	4,57	4,67	0,99	0,78	4,05	4,59	4,74	0,98	0,77
9	4	4,76	5,58	5,89	1,31	0,84	4,71	5,55	5,77	1,30	0,84	4,75	5,63	5,88	1,30	0,83
10	4	8,00	9,78	10,60	2,26	1,96	7,94	9,34	10,22	2,26	1,96	7,88	9,31	10,24	2,25	1,95
11	4	6,50	7,08	7,38	1,98	1,71	6,52	7,08	7,40	1,98	1,71	6,54	7,11	7,37	1,98	1,70
12	4	7,48	8,06	8,34	2,17	1,89	7,49	8,11	8,35	2,17	1,90	7,50	8,10	8,37	2,18	1,90

Tabela C.2 – Escores das componentes principais a partir de R_a , R_y , R_z , R_q e R_t

i	k	j = 1					j = 2					j = 3				
		PC1	PC2	PC3	PC4	PC5	PC1	PC2	PC3	PC4	PC5	PC1	PC2	PC3	PC4	PC5
1	1	0,19	0,85	-0,08	-0,06	0,00	0,25	0,89	-0,16	-0,04	0,01	0,28	0,87	-0,22	-0,04	0,04
2	1	0,86	1,59	0,34	-0,23	-0,01	0,90	1,65	0,31	-0,17	-0,01	1,10	1,82	0,44	0,07	-0,04
3	1	0,69	1,26	-0,05	-0,17	0,05	0,78	1,31	-0,05	-0,16	0,07	0,61	1,15	-0,08	-0,16	0,07
4	1	1,59	0,58	0,26	-0,19	0,05	2,29	1,00	0,32	-0,09	0,03	2,22	0,91	0,25	-0,06	0,04
5	1	0,64	-1,25	0,15	-0,01	0,00	0,54	-1,33	0,11	0,01	0,02	0,65	-1,25	0,14	0,00	0,00
6	1	1,25	-1,34	0,13	-0,04	0,03	1,23	-1,35	0,15	-0,01	0,03	1,27	-1,29	0,14	0,01	0,02
7	1	1,25	0,03	-0,55	0,11	0,08	1,23	0,03	-0,53	0,11	0,07	1,22	0,01	-0,54	0,10	0,07
8	1	-3,88	0,38	0,00	-0,06	0,06	-3,78	0,44	0,05	-0,07	0,05	-3,65	0,53	0,06	-0,08	0,04
9	1	-4,57	-0,03	-0,06	0,03	0,04	-4,57	-0,11	-0,11	-0,02	0,03	-4,49	0,00	-0,10	-0,02	0,04
10	1	1,84	0,32	-0,21	0,04	0,01	1,88	0,31	-0,19	0,03	0,01	1,84	0,31	-0,23	0,02	0,02
11	1	-0,31	-0,73	0,07	-0,09	-0,05	-0,33	-0,78	0,07	-0,08	-0,04	-0,31	-0,76	0,07	-0,08	-0,03
12	1	1,33	-0,59	0,00	0,03	0,01	1,30	-0,61	0,02	0,01	0,01	1,30	-0,61	0,01	0,04	0,01
1	2	0,65	0,87	-0,14	-0,05	0,08	0,66	0,67	-0,16	-0,11	0,07	0,52	0,50	-0,16	0,06	0,05
2	2	0,11	1,39	0,26	-0,05	-0,09	0,14	1,38	0,28	-0,04	-0,10	0,14	1,41	0,25	-0,01	-0,09
3	2	0,71	0,84	-0,03	0,06	-0,04	0,68	0,82	-0,03	0,05	-0,04	0,76	0,87	-0,05	0,05	-0,03
4	2	1,65	0,68	0,10	0,05	0,05	1,62	0,60	0,05	0,09	0,08	1,63	0,61	0,04	0,10	0,08
5	2	0,55	-1,28	0,17	0,04	0,02	0,57	-1,28	0,16	0,01	0,01	0,58	-1,27	0,17	0,04	0,00
6	2	1,15	-1,29	0,17	-0,09	0,01	1,13	-1,31	0,17	-0,09	0,01	1,10	-1,32	0,15	-0,09	-0,01
7	2	3,20	0,31	-0,67	-0,13	-0,11	3,02	0,15	-0,69	-0,09	-0,12	3,02	0,13	-0,72	-0,09	-0,11
8	2	-4,63	-0,18	-0,10	-0,01	0,04	-4,68	-0,13	-0,13	-0,01	0,04	-4,78	-0,23	-0,11	-0,01	0,04
9	2	-4,07	0,29	0,01	-0,05	0,03	-4,47	-0,08	-0,12	0,05	0,04	-4,49	-0,10	-0,11	0,08	0,02
10	2	0,55	0,42	0,13	0,10	-0,01	0,61	0,49	0,17	0,06	-0,02	0,42	0,31	0,10	0,09	-0,02
11	2	-0,03	-0,45	0,09	-0,10	-0,03	0,02	-0,42	0,11	-0,11	-0,05	-0,02	-0,44	0,11	-0,10	-0,03
12	2	0,49	-0,58	-0,08	-0,08	0,02	0,51	-0,59	-0,07	-0,08	0,03	0,52	-0,58	-0,07	-0,08	0,03
1	3	-0,19	0,28	0,05	-0,12	0,09	0,21	0,56	0,23	-0,17	-0,09	0,01	0,45	0,15	-0,15	0,01
2	3	0,19	1,08	-0,28	0,04	0,12	0,21	1,29	0,19	-0,09	0,03	0,41	0,90	0,12	0,38	0,01
3	3	-1,25	0,54	-0,25	0,03	0,10	-1,32	0,65	-0,20	0,15	0,07	-0,88	0,84	-0,14	0,19	0,04
4	3	-0,21	-0,55	0,06	-0,01	0,04	-0,19	-0,46	0,04	0,00	0,03	-0,18	-0,45	0,05	0,00	0,03
5	3	0,49	-1,49	0,10	-0,02	-0,01	0,51	-1,47	0,09	0,02	0,00	0,51	-1,46	0,11	0,01	-0,01
6	3	1,05	-1,47	0,16	0,03	-0,01	1,06	-1,45	0,17	0,06	-0,01	1,06	-1,45	0,19	0,05	-0,02
7	3	0,84	-0,01	-0,29	0,01	0,03	0,94	0,05	-0,29	0,00	0,03	0,94	0,05	-0,28	0,04	0,02
8	3	-3,80	0,41	0,21	-0,08	0,01	-3,94	0,18	0,06	-0,05	0,02	-3,97	0,16	0,07	-0,06	0,02
9	3	-4,44	-0,24	-0,04	-0,02	0,01	-4,39	-0,18	-0,04	0,05	0,03	-4,49	-0,25	-0,08	0,02	0,02
10	3	1,40	0,09	0,00	0,00	0,00	1,32	0,04	-0,02	-0,01	-0,02	1,33	0,06	-0,03	0,03	-0,03
11	3	0,05	-0,52	0,08	-0,10	-0,03	-0,02	-0,56	0,03	-0,07	-0,02	-0,08	-0,55	0,06	-0,04	-0,03
12	3	0,73	-0,51	-0,02	-0,02	-0,01	0,85	-0,54	-0,02	0,06	-0,01	0,79	-0,60	-0,05	0,06	0,00
1	4	-0,60	0,19	0,05	0,39	0,02	-0,80	0,09	-0,01	0,30	0,03	-0,77	0,14	0,00	0,29	0,01
2	4	0,45	1,35	0,16	-0,19	0,05	0,77	1,79	0,67	-0,02	-0,03	1,16	0,72	0,04	-0,17	0,07
3	4	0,47	1,13	0,01	0,01	-0,04	0,74	1,02	-0,24	0,04	-0,01	0,70	0,99	-0,24	-0,01	-0,01
4	4	2,63	0,94	0,39	-0,07	0,00	2,53	0,80	0,36	0,40	-0,02	2,92	1,06	0,34	0,18	0,01
5	4	0,55	-1,24	0,09	-0,06	0,00	0,75	-1,25	0,07	0,06	0,01	0,72	-1,30	0,08	0,02	0,02
6	4	1,25	-1,14	0,19	-0,10	0,00	1,22	-1,13	0,15	-0,10	0,01	1,22	-1,17	0,16	-0,10	0,00
7	4	3,09	-0,09	-0,66	-0,06	-0,03	3,05	-0,10	-0,67	-0,04	-0,05	3,08	-0,05	-0,67	-0,04	-0,03
8	4	-4,42	-0,04	-0,09	0,00	0,02	-4,40	0,01	-0,11	0,02	0,03	-4,41	0,06	-0,08	0,03	0,03
9	4	-3,21	0,27	-0,12	0,05	-0,35	-3,28	0,23	-0,12	0,02	-0,34	-3,22	0,30	-0,12	0,03	-0,34
10	4	2,26	0,46	0,35	0,14	-0,03	2,03	0,23	0,26	0,19	-0,02	1,98	0,25	0,29	0,20	-0,03
11	4	-0,32	-0,65	0,08	0,04	-0,05	-0,31	-0,65	0,07	0,05	-0,05	-0,31	-0,63	0,05	0,02	-0,06
12	4	0,89	-0,50	-0,04	0,01	0,02	0,92	-0,49	-0,03	0,00	0,04	0,93	-0,50	-0,03	0,01	0,02

Tabela C.3 - Ponderação das componentes principais a partir de R_a , R_y , R_z , R_q e R_t

WPC i	k = 1			k = 2			k = 3			k = 4		
	o = 1	o = 2	o = 3	o = 1	o = 2	o = 3	o = 1	o = 2	o = 3	o = 1	o = 2	o = 3
1	1,39	1,65	1,78	3,34	3,26	2,54	-0,60	1,27	0,36	-2,42	-3,35	-3,18
2	4,75	4,98	5,96	1,45	1,56	1,59	1,54	1,80	2,36	2,86	4,53	5,40
3	3,78	4,22	3,37	3,59	3,46	3,82	-4,95	-5,16	-3,14	2,77	3,81	3,66
4	7,17	10,44	10,06	7,47	7,30	7,35	-1,28	-1,12	-1,06	11,82	11,31	13,13
5	1,85	1,38	1,89	1,47	1,54	1,61	1,04	1,15	1,18	1,48	2,34	2,18
6	4,37	4,30	4,52	4,00	3,91	3,75	3,46	3,52	3,50	4,51	4,38	4,35
7	5,30	5,22	5,17	13,74	12,86	12,84	3,54	4,00	3,99	13,00	12,83	13,00
8	-16,18	-15,70	-15,12	-19,75	-19,96	-20,44	-15,84	-16,58	-16,70	-18,76	-18,64	-18,65
9	-19,41	-19,46	-19,04	-17,06	-19,02	-19,10	-18,99	-18,75	-19,21	-13,43	-13,74	-13,46
10	8,03	8,16	7,99	2,63	2,92	2,02	6,01	5,65	5,66	9,93	8,76	8,59
11	-1,81	-1,95	-1,84	-0,42	-0,20	-0,40	-0,15	-0,49	-0,71	-1,80	-1,74	-1,74
12	5,25	5,09	5,10	1,67	1,73	1,79	2,74	3,21	2,95	3,42	3,55	3,61

ANEXO D – Tabela de dados do processo de soldagem

Tabela D.1 – Dados para o estudo GR&R do sistema de medição dos parâmetros de geometria da solda

i k	j = 1						j = 2						j = 3					
	R	P	L	AP	AR	AT	R	P	L	AP	AR	AT	R	P	L	AP	AR	AT
1 1	134	78	590	22144	59501	82317	142	76	594	22872	60813	81494	140	78	594	23330	57613	80195
1 2	138	78	596	23035	58032	82238	138	74	592	22787	59878	80777	142	76	598	23433	59588	82165
1 3	140	80	592	21944	58680	81352	140	70	600	22579	61052	80842	140	76	596	22558	59472	81822
2 1	164	102	678	28911	80939	110332	164	100	680	29651	81189	109045	166	98	682	28921	80821	108457
2 2	162	96	682	30135	81510	111473	164	92	676	26816	81401	106343	168	96	682	29779	80589	108964
2 3	164	98	684	31356	80032	111788	168	94	682	28053	82351	108000	170	94	684	29038	81104	108016
3 1	146	92	736	36655	73115	106136	150	88	732	31816	74729	104829	148	92	734	33484	72277	105126
3 2	146	90	736	34380	73231	106957	148	90	730	32152	74163	104854	148	90	732	33568	73612	105377
3 3	148	88	730	34107	72740	104878	146	90	730	33633	73593	104336	150	88	736	33548	72605	105644
4 1	160	132	876	56767	96095	154333	162	126	874	59463	106328	162629	172	124	880	55853	108649	163650
4 2	154	124	874	56187	98938	153397	170	118	874	52165	111353	160413	174	122	882	53124	111822	163359
4 3	158	120	878	52212	101691	153880	172	124	874	53062	111487	160956	172	122	882	52165	113388	164219
5 1	112	94	516	24223	40833	63428	118	86	526	24097	41736	64346	122	90	526	25054	40894	64129
5 2	120	88	518	22603	42446	65239	116	92	524	25106	39718	64286	122	90	526	24364	41339	64713
5 3	120	90	526	24044	40642	65919	114	92	518	25438	40287	64704	120	92	526	23627	41770	64820
6 1	138	90	508	26426	47953	74450	140	82	510	23744	50412	73696	142	86	512	25532	49124	73826
6 2	142	84	506	24384	51209	75259	146	80	506	22211	52081	74006	142	86	512	25719	48986	73250
6 3	140	90	512	25703	49193	74137	142	84	508	23410	49656	73061	142	86	516	25836	49002	74109
7 1	122	94	578	30910	47259	78887	122	86	576	29792	48551	76499	122	94	578	32073	46149	76741
7 2	118	96	572	32495	45750	77856	126	84	578	27718	49175	76451	124	92	586	31025	47665	77235
7 3	124	90	574	30840	47645	77540	122	90	576	31135	46408	76153	124	92	584	31143	46926	76939
8 1	142	122	688	43000	67711	110304	146	116	684	40150	71426	109770	146	120	688	42974	67332	110199
8 2	146	118	688	41646	69599	111417	146	116	678	40765	69120	107791	148	118	690	42618	68437	109209
8 3	144	120	682	42238	67513	111225	146	116	684	42010	68825	108721	146	122	690	43431	67098	110402

Tabela D.2 - Escores das componentes principais a partir de R, P, L, AR, AP e AT

		j = 1							j = 2							j = 3						
i	k	PC1	PC2	PC3	PC4	PC5	PC6	WPC	PC1	PC2	PC3	PC4	PC5	PC6	WPC	PC1	PC2	PC3	PC4	PC5	PC6	WPC
1	1	-1,65	-0,65	0,43	0,14	-0,24	0,05	-8,69	-1,46	-1,01	0,27	-0,04	-0,06	-0,03	-8,04	-1,53	-0,79	0,25	-0,01	0,02	0,01	-8,22
1	1	-1,53	-0,74	0,33	0,04	-0,06	0,06	-8,20	-1,64	-0,93	0,46	-0,05	-0,12	-0,02	-8,83	-1,44	-0,97	0,30	-0,08	0,00	0,01	-7,90
1	1	-1,50	-0,79	0,16	0,14	-0,06	0,05	-8,11	-1,64	-1,18	0,58	-0,14	-0,07	-0,04	-9,01	-1,53	-0,93	0,34	0,00	-0,06	0,03	-8,33
2	1	1,05	-0,97	-0,66	0,36	-0,07	0,03	4,49	1,03	-1,01	-0,57	0,26	-0,04	-0,03	4,35	0,99	-1,19	-0,57	0,24	0,03	-0,01	4,01
2	1	0,96	-1,08	-0,33	0,14	-0,11	0,02	4,00	0,68	-1,43	-0,35	0,23	-0,06	-0,02	2,30	1,02	-1,30	-0,55	0,09	0,08	-0,01	4,10
2	1	1,08	-1,00	-0,45	0,08	0,00	0,04	4,64	0,93	-1,47	-0,50	0,18	0,02	-0,04	3,52	0,99	-1,48	-0,55	0,08	0,12	-0,03	3,82
3	1	0,72	-0,26	0,64	-0,07	0,21	-0,06	3,56	0,52	-0,78	0,56	0,11	0,19	-0,01	2,16	0,60	-0,45	0,50	0,12	0,24	0,02	2,78
3	1	0,60	-0,44	0,68	0,03	0,17	0,02	2,83	0,52	-0,61	0,55	0,16	0,15	0,00	2,27	0,58	-0,54	0,58	0,06	0,19	-0,01	2,63
3	1	0,52	-0,58	0,64	-0,05	0,22	-0,01	2,31	0,51	-0,47	0,63	0,07	0,15	-0,04	2,37	0,57	-0,68	0,60	-0,02	0,28	0,03	2,50
4	1	4,51	1,10	0,05	-0,01	0,14	0,08	23,56	4,86	0,75	0,34	-0,35	-0,21	-0,03	25,09	4,98	0,12	0,07	-0,24	-0,09	0,03	25,16
4	1	4,21	0,95	0,54	-0,10	-0,08	0,00	22,01	4,63	-0,22	0,27	-0,11	-0,25	-0,03	23,21	4,93	-0,19	0,06	-0,09	-0,16	0,00	24,72
4	1	4,13	0,45	0,53	0,06	-0,12	0,05	21,21	4,86	-0,03	0,00	-0,03	-0,20	-0,05	24,46	4,90	-0,18	0,13	0,01	-0,28	0,01	24,56
5	1	-2,63	1,18	0,06	0,36	-0,25	-0,04	-12,37	-2,62	0,63	0,21	0,11	-0,10	-0,02	-12,70	-2,42	0,69	-0,06	0,09	0,03	-0,04	-11,71
5	1	-2,59	0,56	0,02	0,22	-0,15	0,02	-12,63	-2,53	1,00	0,05	0,21	-0,08	-0,01	-12,02	-2,43	0,65	-0,07	0,15	0,00	-0,02	-11,78
5	1	-2,48	0,72	0,00	0,18	-0,05	0,04	-11,98	-2,57	1,09	0,10	0,19	-0,18	-0,02	-12,13	-2,45	0,76	-0,08	0,28	-0,07	-0,01	-11,78
6	1	-1,78	0,05	-0,57	-0,26	-0,04	0,02	-9,03	-1,98	-0,47	-0,37	-0,29	-0,08	0,01	-10,40	-1,79	-0,30	-0,55	-0,33	0,03	0,00	-9,34
6	1	-1,84	-0,45	-0,50	-0,32	-0,09	0,01	-9,70	-1,93	-0,85	-0,52	-0,31	-0,04	0,02	-10,46	-1,79	-0,29	-0,55	-0,34	0,05	-0,02	-9,36
6	1	-1,73	-0,07	-0,62	-0,20	-0,02	0,00	-8,87	-1,94	-0,47	-0,53	-0,24	-0,02	0,02	-10,20	-1,76	-0,29	-0,52	-0,34	0,06	0,00	-9,19
7	1	-1,54	0,95	0,24	-0,01	-0,03	0,04	-7,02	-1,79	0,59	0,50	-0,15	-0,06	-0,02	-8,50	-1,55	1,02	0,24	-0,10	0,05	-0,02	-7,02
7	1	-1,59	1,26	0,28	-0,05	-0,07	0,01	-7,02	-1,81	0,27	0,42	-0,09	-0,01	0,02	-8,85	-1,52	0,80	0,28	-0,06	0,07	-0,02	-7,05
7	1	-1,62	0,72	0,29	-0,15	0,00	0,00	-7,59	-1,69	0,82	0,36	-0,15	0,03	-0,01	-7,86	-1,55	0,81	0,27	-0,08	0,08	-0,01	-7,16
8	1	1,36	1,37	-0,47	0,13	0,08	0,00	7,78	1,25	0,83	-0,43	0,13	0,01	-0,03	6,82	1,39	1,16	-0,53	0,02	0,18	0,01	7,75
8	1	1,36	0,99	-0,46	0,07	0,08	0,02	7,48	1,17	0,90	-0,47	0,05	0,08	-0,04	6,48	1,39	0,98	-0,52	-0,01	0,21	-0,03	7,62
8	1	1,32	1,20	-0,50	0,07	0,08	0,06	7,41	1,25	0,95	-0,42	-0,02	0,12	-0,04	6,92	1,46	1,25	-0,59	0,05	0,20	0,01	8,17