

UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO SUL
ESCOLA DE ENGENHARIA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA DE PRODUÇÃO

Alexandre Homsí Pedott

ANÁLISE DE DADOS FUNCIONAIS
APLICADA À ENGENHARIA DA
QUALIDADE

Porto Alegre

2015

Alexandre Homsí Pedott

**ANÁLISE DE DADOS FUNCIONAIS APLICADA À ENGENHARIA DA
QUALIDADE**

Tese submetida ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção da Universidade Federal do Rio Grande do Sul como requisito parcial à obtenção do título de Doutor em Engenharia, na área de concentração em Sistemas de Qualidade.

Orientador: Professor Flávio Sanson Fogliatto,
Ph.D.

Porto Alegre
2015

Alexandre Homsí Pedott

**ANÁLISE DE DADOS FUNCIONAIS APLICADA À ENGENHARIA DA
QUALIDADE**

Esta tese foi julgada adequada para a obtenção do título de Doutor em Engenharia e aprovada em sua forma final pelo Orientador e pela Banca Examinadora designada pelo Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção da Universidade Federal do Rio Grande do Sul.

Professor Flávio Sanson Fogliatto, *Ph.D.*

Orientador PPGEP/UFRGS

Professor José Luis Duarte Ribeiro, Dr.

Coordenador PPGEP/UFRGS

Banca Examinadora:

Professora Carla Schwengber Ten Caten, Dr^a. (DEPROT/UFRGS)

Professora Lisiane Priscila Roldão Selau, Dr^a. (Dep. de Estatística/UFRGS)

Professor Eugenio Kahn Epprecht, Dr. (DEI/PUC-Rio)

*“E ainda que tivesse o dom da profecia, e
conhecesse todos os mistérios e toda a ciência,
e ainda que tivesse toda a fé, de maneira tal
que movesse as montanhas, e não tivesse*

Amor, eu nada seria.”

São Paulo

*Dedico este trabalho à minha esposa Rita, à
minha filha Amanda e à minha mãe Marta.*

AGRADECIMENTOS

Ao professor Flávio Fogliatto pela proposição e orientação deste trabalho.

Aos professores e pessoal do LOPP que contribuíram na transmissão do conhecimento e no suporte para a realização desta tese.

PEDOTT, Alexandre. *Análise de Dados Funcionais Aplicada à Engenharia da Qualidade*, 2015. Tese (Doutorado em Engenharia) – Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Brasil.

RESUMO

A disseminação de sistemas de aquisição de dados sobre a qualidade e o desempenho de produtos e processos de fabricação deu origem a novos tipos de dados. Dado funcional é um conjunto de dados que formam um perfil ou uma curva. No perfil, a característica de qualidade é uma função dependente de uma ou mais variáveis exploratórias ou independentes. A análise de dados funcionais é um tema de pesquisa recente praticado em diversas áreas do conhecimento. Na indústria, os dados funcionais aparecem no controle de qualidade. A ausência de métodos apropriados a dados funcionais pode levar ao uso de métodos ineficientes e reduzir o desempenho e a qualidade de um produto ou processo. A análise de dados funcionais através de métodos multivariados pode ser inadequada devido à alta dimensionalidade e estruturas de variância e covariância dos dados. O desenvolvimento teórico de métodos para a análise de dados funcionais na área de Engenharia da Qualidade encontra-se defasado em relação ao potencial de aplicações práticas. Este trabalho identificou a existência dos dados funcionais tratados por métodos ineficientes. Os métodos atuais para controle de qualidade de dados são adaptados a situações específicas, conforme o tipo de dado funcional e a fase do monitoramento. Este trabalho apresenta propostas para métodos de análise de dados funcionais aplicáveis a questões relevantes da área de pesquisa em Engenharia da Qualidade, tais como: (i) o uso da análise de variância em experimentos com dados funcionais; (ii) gráficos de controle para monitoramento de perfis; e (iii) a análise e seleção de perfis de fornecedores em projetos inovadores.

Palavras-chaves: Análise de Dados Funcionais, ADF, Monitoramento de Perfil, MP, Seleção de Fornecedor

PEDOTT, Alexandre. *Functional Data Analysis Applied to Quality Engineering*, 2015. Dissertation (Doctorate in Engineering) – Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Brazil.

ABSTRACT

The dissemination of data acquisition systems on the quality and performance of products and manufacturing process has given rise to new types of data. Functional data are a collection of data points organized as a profile or curve. In profile, the quality characteristic is a function dependent on one or more exploratory or independent variables. The functional data analysis is a recent research topic practiced in various areas of knowledge. In industry, the functional data appears in quality control. The lack of suitable methods can lead to use of inefficient methods and reducing the performance and quality of a product or process. The analysis of functional data by multivariate methods may be inadequate due to the high dimensionality and variance and covariance structures of the data. The development of theoretical methods for the analysis of functional data in Quality Engineering area is lagged behind the potential for practical applications. This work identified the existence of functional data processed by inefficient methods. Current methods for data quality control are adapted to specific situations, depending on the type of functional data and the phase of monitoring. This paper presents proposals for functional data analysis methods applicable to relevant research questions in the area of Quality Engineering such as: (i) the use of analysis of variance in experiments with functional data; (ii) control charts for monitoring profiles; and (iii) the analysis and selection of supplier profiles on innovative projects.

Keywords: Functional Data Analysis, FDA, Profile Monitoring, PM, Supplier Selection

LISTA DE ABREVIATURAS

ADF: Análise de Dados Funcionais

AIAG: *Automotive Industry Action Group* – Grupo de Ação da Indústria Automotiva

ANFIS: *Adaptive Neuro-Fuzzy Inference – Systems* Sistemas de Inferência Neuro-Fuzzy Adaptados

ANOVA: *Analysis of Variance* – Análise de Variância

ANOVA-CF: ANOVA das Projeções Aleatórias

ANOVA-D: ANOVA das Distâncias

ARL: *Average Run Length* – Tamanho Médio de Corrida

CEP: Controle Estatístico de Processo

CC: Carta de Controle

CQ: Característica de Qualidade

DOE: *Design of Experiments* – Projeto de Experimentos

DH: Distância de Hausdorff

EGP: Empresa de Grande Porte

EMP: Empresa de Porte Médio

EPP: Empresa de Pequeno Porte

EMR: Experimento Multirespostas

EQ: Engenharia da Qualidade

EWMA: *Exponentially Wweighted Moving Average* – Média Móvel

Exponencialmente Ponderada

FANOVA: *Functional ANOVA* – Análise de Variância para dados funcionais

GDL: graus de liberdade

LRT: *likelihood ratio test* – teste de verossimilhança

MP: Monitoramento de Perfis

MS: *Measurement System*

PCA: *Principal Component Analysis* – Análise de Componentes Principais

PCI: Placa de Circuito Impresso

QC: *Quality Characteristic*

QE: *Quality Engineering*

R&R: repetitividade e reprodutibilidade

SPC: *statistical process control* – Controle Estatístico de Processo

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO	12
1.1 TEMA E OBJETIVOS.....	13
1.2 JUSTIFICATIVA DO TEMA E DOS OBJETIVOS.....	13
1.3 DELINEAMENTO DO ESTUDO.....	14
1.4 DELIMITAÇÕES DO ESTUDO.....	16
1.5 ESTRUTURA DA TESE.....	16
1.6 REFERÊNCIAS.....	17
2 ARTIGO 1 - USO DE MÉTODOS INEFICIENTES NO MONITORAMENTO E OTIMIZAÇÃO DE PRODUTOS E PROCESSOS DE FABRICAÇÃO DESCRITOS POR DADOS FUNCIONAIS	18
2.1 INTRODUÇÃO	19
2.2 Procedimentos Metodológicos	27
2.3 RESULTADOS.....	29
2.4 CONCLUSÃO	36
2.5 REFERÊNCIAS.....	37
3 ARTIGO 2 - USO DE CARTAS DE CONTROLE PARA O MONITORAMENTO DE PERFIS: REVISÃO DA LITERATURA	41
3.1 INTRODUÇÃO	42
3.2 Procedimentos Metodológicos	44
3.3 RESULTADOS.....	45
3.4 ANÁLISE E DISCUSSÃO.....	55
3.5 CONCLUSÃO	57
3.6 REFERÊNCIAS.....	57
4 ARTIGO 3 - DISTANCE-BASED ANOVA FOR FUNCTIONAL DATA	63
4.1 INTRODUCTION	63
4.2 METHOD.....	66
4.3 CASE EXAMPLE – RUBBER RHEOMETER CURVE.....	76
4.4 CONCLUSION.....	83
4.5 REFERENCES.....	84
5 ARTIGO 4 - CARTAS DE CONTROLE BASEADAS EM DISTÂNCIAS PARA O MONITORAMENTO DE PERFIS	86
5.1 INTRODUÇÃO	86
5.2 CARTA DE CONTROLE BASEADA NA DISTÂNCIA (CCD)	90
5.3 ESTUDO SIMULADO - PERFIL NÃO LINEAR.....	93
5.4 ESTUDO COMPARATIVO - PERFIL LINEAR	97

5.5 CONCLUSÃO	105
5.6 REFERÊNCIAS.....	107
6 ARTIGO 5 - FUNCTIONAL DATA ANALYSIS APPLIED TO SUPPLIER SELECTION IN INNOVATION PROJECTS	111
6.1 INTRODUCTION	111
6.2 FUNCTIONAL DATA ANALYSIS FOR SUPPLIER SELECTION IN INNOVATION PROJECs	116
6.3 EMPIRICAL STUDY	121
6.4 CONCLUSIONS.....	123
6.5 REFERENCES.....	124
7 CONSIDERAÇÕES FINAIS.....	130

1 INTRODUÇÃO

A variabilidade está presente em todos os produtos e processos industriais. O monitoramento e a otimização de produtos e processos industriais passa pela análise de informações provenientes de diferentes etapas dos processos. A informatização dos sistemas produtivos ampliou a oferta de informações em níveis mais detalhados. A análise dessas informações fornece os elementos necessários para a otimização dos produtos e melhoria dos processos. As características de qualidade e o desempenho de produtos e processos de fabricação são representados por variáveis de respostas. A análise quantitativa das variáveis de respostas envolve o uso de métodos matemáticos e estatísticos. Os métodos de análise mais usados são aplicados a situações em que a variável de resposta é definida por um único valor. (MONTGOMERY, 2011).

Existem aplicações em que as características de qualidade são descritas por variáveis de respostas dadas por uma coleção de dados que formam um perfil ou uma curva. Em uma curva, a variável de resposta depende de outra variável chamada de explicativa. O conjunto de dados funcionais pode ser considerado como uma discretização de uma função contínua. Um dado funcional pode ser interpretado como um vetor formado por um conjunto de pares coordenados. Um exemplo geral de um dado funcional é o comportamento da medida da altura de uma pessoa durante a fase de crescimento, em função da idade (FOGLIATTO, 2008; RAMSAY e SILVERMAN, 2005).

Na indústria, os dados funcionais aparecem no controle de qualidade de materiais e produtos, no monitoramento de processos e na otimização de produtos e processos. Características do tipo intensidade, concentração e velocidade podem aparecer como funções dependentes de variáveis como o tempo, frequência, temperatura e comprimento. Por exemplo, a qualidade da borracha usada na fabricação de pneus para automóveis é monitorada através da viscosidade. A viscosidade é medida pela curva reométrica de vulcanização da borracha. Uma característica viscosa é dada pelo torque suportado por uma amostra de borracha em função do tempo. Tanto o monitoramento da característica de qualidade da borracha, quanto a análise do sistema de medição da curva reométrica de vulcanização, constituem uma aplicação real para a análise de dados funcionais (PEDOTT e FOGLIATTO, 2013).

1.1 TEMA E OBJETIVOS

A análise de dados funcionais (ADF) é um tema recente, que ganhou importância em meados da década de 1990, através da adaptação de métodos estatísticos multivariados. Para Ramsay e Silvermann (2005), os objetivos da ADF incluem: (i) representar os dados de forma a facilitar futuras análises; (ii) exibir os dados de forma a destacar suas principais características; (iii) estudar as principais fontes de variação e determinar comportamentos padronizados entre diferentes curvas; (iv) explicar a variação existente na variável de resposta através da informação sobre as diversas variáveis independentes; e (v) comparar dois ou mais conjuntos de dados em relação a determinados tipos de variações. Cuevas (2013) agrupou os trabalhos sobre ADF em quatro categorias: (i) métodos de descrição e tratamento de dados; (ii) bases probabilísticas e estimativas de parâmetros; (iii) de regressão; e (iv) redução e classificação dimensional de dados funcionais.

O tema desta tese é a análise de dados funcional aplicada à Engenharia da Qualidade (EQ). O objetivo deste trabalho é desenvolver métodos de análise de dados funcionais aplicáveis a questões relevantes da área de pesquisa em EQ, tais como: da Análise de Variância (ANOVA – *Analysis of Variance*) e gráficos de controle. Essa tese deve atingir os seguintes objetivos específicos: (i) investigar os métodos atuais empregados na indústria para o monitoramento e a otimização de produtos e processos descritos por dados funcionais; (ii) investigar os métodos atuais empregados no controle estatístico de produtos e processos descritos por dados funcionais; (iii) desenvolver um método adaptado para ANOVA em experimentos de variáveis funcionais; (vi) desenvolver um método de gráficos de controle para Monitoramento de Perfis (MP); e (v) desenvolver um método para seleção de perfis de fornecedores em projetos inovadores.

1.2 JUSTIFICATIVA DO TEMA E DOS OBJETIVOS

O desenvolvimento de novas técnicas de análise de dados funcionais deve contribuir para o avanço do estado-da-arte sobre a análise e otimização de produtos e processos industriais com respostas funcionais. Essa contribuição se torna relevante dada a baixa disponibilidade de pesquisas sobre técnicas de ADF voltadas a EQ. O sucesso das adaptações de técnicas multivariadas para o contexto funcional, tais como ANOVA funcional (CUEVAS,

2013) demonstra o potencial para a adaptação de outras técnicas a esse contexto, principalmente aquelas relacionadas à EQ, como proposto neste trabalho.

A ausência de técnicas adaptadas à ADF leva a utilização de métodos ineficientes para a análise, monitoramento e otimização de produtos e processos industriais. O emprego de métodos equivocados pode deteriorar a qualidade e desempenho de um produto. O uso de métodos inadequados pode retardar a tomada de decisão e prolongar uma situação indesejada em processos de fabricação. Além disso, pode reduzir a agilidade de projetos de desenvolvimentos de produtos e processos (RAMSAY e SILVERMAN, 2005; CUEVAS *et al.*, 2004).

O desenvolvimento de novos métodos propostos nesta tese contribui para a disponibilização de técnicas com base estatística simples. As técnicas simples são mais atrativas para serem aplicadas na indústria devido a menor necessidade de recursos computacionais e de capacitação de pessoal. As pesquisas mais recentes sobre ADF envolvem o desenvolvimento de métodos simples e práticos (ZHANG e LIANG 2014; CUEVAS, 2013 WOODALL, 2007).

1.3 DELINEAMENTO DO ESTUDO

Esta seção estabelece os procedimentos metodológicos usados para alcançar os objetivos do trabalho.

Método de Pesquisa

O método de pesquisa utilizado neste trabalho tem natureza exploratória, visando identificar e analisar deficiências no monitoramento e otimização de produtos e processos industriais. A pesquisa é aplicada para gerar conhecimento na solução dessas deficiências, conforme os objetivos descritos (SILVA e MENEZES, 2001).

A natureza desta pesquisa segue uma abordagem qualitativa e quantitativa. A abordagem qualitativa foi usada para investigar o nível atual e as perspectivas futuras de uso da ADF na EQ. Os procedimentos envolveram, predominantemente, a pesquisa bibliográfica. A abordagem quantitativa foi usada para desenvolver novos métodos com ênfase em modelos matemáticos e estatísticos. A abordagem quantitativa também foi usada para registrar evidências da pesquisa, por meio da mensuração das variáveis ou simulação de dados. Tanto a

mensuração quanto a geração de dados foram obtidas de forma imparcial, com a menor interferência possível do pesquisador (MIGUEL *et al.*, 2012).

Método de trabalho

Este trabalho foi desenvolvido em cinco etapas. Cada etapa é constituída pela elaboração de um artigo. Os objetivos de cada artigo correspondem aos objetivos geral e específicos da tese. Para cada artigo foram definidos métodos de trabalho em conformidade com os respectivos objetivos. A Figura 1.1 apresenta a estrutura do trabalho no formato de artigos.

Figura 1.1 Estrutura da pesquisa em formato de artigos

Artigo	Título	Contribuição	Métodos de trabalho
Artigo 1	Uso de métodos ineficientes no monitoramento e otimização de produtos e processos de fabricação descritos por dados funcionais	Identificação dos métodos empregados no monitoramento e na otimização da qualidade e desempenho de produtos e processos descritos por dados funcionais. Avaliação da percepção do sucesso obtido com o uso desses métodos.	Pesquisa qualitativa através de entrevistas individuais com especialistas em monitoramento e otimização de produtos e processos.
Artigo 2	Uso de cartas de controle para o monitoramento de perfis: revisão da literatura	Identificação dos métodos empregados no monitoramento de produtos e processos descritos por dados funcionais. Identificação das abordagens e os modelos matemáticos usados no Monitoramento de Perfis (MP).	Revisão da literatura de artigos publicados em periódico relacionados ao MP no campo da EQ.
Artigo 3	<i>Distance-based ANOVA for functional data</i>	Desenvolvimento de um método de ANOVA de dois fatores para dados funcionais, baseado na variabilidade das distâncias entre curvas. O método pode ser usado na análise de projetos de experimentos e estudos de R&R.	A ANOVA das Distâncias (ANOVA-D) de dois fatores
Artigo 4	Cartas de Controle baseadas em distâncias para o Monitoramento de Perfis	Método para MP lineares e não lineares em ambas as fases do controle estatístico da qualidade, baseado na variabilidade observada pela distância entre os perfis.	Cartas de Controle baseadas em distâncias
Artigo 5	<i>A functional data analysis approach for supplier selection in innovation projects</i>	Método para seleção de fornecedores em projetos de inovação baseado na avaliação das capacidades dinâmicas consideradas como um perfil.	Função preferência baseada em distância

O Artigo 1 identificou a existência de características de qualidade representadas por variáveis funcionais em produtos e processos industriais. A partir dessa identificação, foram avaliados os tipos de métodos empregados no monitoramento e otimização de produtos e processos, e as consequências do uso desses métodos. O Artigo 2 mapeou as abordagens de pesquisa em MP e identificou os modelos matemáticos usados nessas abordagens. Assim, foi possível identificar as oportunidades de pesquisa em MP.

Os Artigos 3, 4 e 5 foram elaborados para desenvolver métodos aplicados à EQ. O Artigo 3 desenvolveu um método de ANOVA de dois fatores para dados funcionais baseado na variabilidade das distâncias entre curvas. O método pode ser usado em diferentes aplicações da ANOVA, tais como projetos de experimentos e estudos de repetitividade e reprodutibilidade. O Artigo 4 desenvolveu um método de MP baseado em uma Carta de Controle (CC) para distâncias entre dados funcionais. O método utiliza apenas os dados observados no monitoramento, sem a necessidade de combinar técnicas de suavização ou regressão. O método pode ser aplicado tanto a modelos de funções lineares como a modelos de funções não lineares, nas Fases I e II do MP. Por fim, o Artigo 5 propôs um método de seleção de fornecedores baseado na distância do perfil do fornecedor em relação a um perfil alvo.

1.4 DELIMITAÇÕES DO ESTUDO

Os métodos matemáticos, bem como os conceitos associados, serão abordados com enfoque específico para a aplicação no contexto da Engenharia da Qualidade. O estudo para monitoramento e otimização de produtos e processo deste trabalho envolve a análise de respostas funcionais. Esta pesquisa não enfoca a utilização de métodos multivariados. A metodologia proposta abordará a análise e otimização pelo desvio que a resposta tem em relação a um perfil alvo ou médio. A revisão bibliográfica não inclui métodos multivariados para ANOVA, CC e avaliação de fornecedores.

1.5 ESTRUTURA DA TESE

Esta tese está organizada em sete capítulos. O primeiro capítulo consiste na introdução, apresentando os objetivos e as justificativas do trabalho, bem como os métodos,

delimitações e as referências bibliográficas introdutórias. Os cinco capítulos seguintes consistem nos artigos desenvolvidos, conforme a estrutura apresentada na Figura 1.1. Por último, o capítulo sete aborda as considerações finais, discutindo as principais contribuições da tese. O capítulo final inclui ainda sugestões para pesquisas futuras com base nos resultados obtidos.

1.6 REFERÊNCIAS

- CUEVAS, A.; FEBRERO, M.; FRAIMAN, R. An ANOVA test for functional data. **Computational Statistics & Data Analysis**, 47, pp. 111-122, 2004.
- CUEVAS, A. A Partial overview of the theory of statistics with functional data. **Journal of Statistical Planning and Inference**. Ahead of print. Available: <http://dx.doi.org/10.1016/j.jspi.2013.04.002>.
- FOGLIATTO, F. S. Multiresponse optimization of products with functional quality characteristics. **Quality and Reliability Engineering International**. 24, (8), pp. 927-939, 2008.
- MIGUEL, P. A. C. Abordagem Quantitativa e Qualitativa. In.: MIGUEL, P. A. C. (Coord.) **Metodologia de Pesquisa em Engenharia de Produção e Gestão de Operações**. Campus, p. 47-63, 2012.
- MONTGOMERY, D. C.; RUNGER, G. C. **Applied Statistics and Probability for Engineers**, 5ª. Edição, New York: John Wiley and Sons, 2011.
- PEDOTT, A. H e FOGLIATTO, F. S. Estudos de repetitividade e reprodutividade para dados funcionais. **Produção**. 23 (3), pp. 548-560, 2013.
- RAMSAY, J.O. e SILVERMAN, B.W. **Functional data analysis**, 2º Edição, Springer: New York, 2005.
- SILVA, E. L.; MENEZES, E. M. **Metodologia da Pesquisa e Elaboração de Dissertação**. UFSC, Florianópolis, 2001.
- WOODALL, W. H. Current research on profile monitoring. **Produção**. 17: 420-425, 2007.
- ZHANG, J. T e LIANG X. One-way ANOVA for functional data via globalizing the pointwise F -test. **Scandinavian Journal of Statistics**, 41 (1), pp 51-71, 2014.

2 ARTIGO 1 – Uso de Métodos Ineficientes no Monitoramento e Otimização de Produtos e Processos de Fabricação Descritos por Dados Funcionais

Alexandre Pedott – pedott@producao.ufrgs.br

Flávio Sanson Fogliatto – ffogliatto@producao.ufrgs.br

Resumo: Este artigo apresenta um estudo de caso da análise de características de qualidade de produtos e processos de fabricação descritos por dados funcionais. Dados funcionais ocorrem quando a variável de resposta é caracterizada por uma coleção de dados que formam um perfil ou uma curva, e não por uma observação individual. Este estudo usa uma abordagem qualitativa para identificar características descritas por dados funcionais observadas na indústria eletroeletrônica e os respectivos métodos de análise. Os dados foram coletados através de entrevistas individuais aplicadas a especialistas de três empresas. A pesquisa evidenciou que existem características descritas por dados funcionais que foram analisadas por métodos ineficientes aos tipos de dados. Esse equívoco pode prejudicar as atividades relacionadas à garantia da qualidade de produtos e processos.

Palavras-chave: análise de dados funcionais, análise de variância funcional, monitoramento de perfis, controle estatístico de processo, projeto de experimentos

Abstract: This paper presents a case study of quality characteristics in products and manufacturing processes that are described by functional data. Functional data are a collection of data points organized as a profile or curve. This study uses a qualitative approach to identify characteristics described by functional data observed in the electronics industry and their methods of analysis. Data were collected through individual interviews carried out with experts from three companies. The survey results showed characteristics described by functional data was analyzed by wrong methods. This misunderstanding may undermine the activities related to quality assurance of products and processes.

Keywords: functional data analysis, functional analysis of variance, profile monitoring, statistical process control, design of experiment.

2.1 INTRODUÇÃO

A informatização e inovação tecnológica ampliaram a obtenção de dados sobre produtos e processos de fabricação. Sistemas de medição e aquisição de dados foram incorporados aos processos de fabricação e conectados a programas de computador. Essa conexão de dispositivos transforma, rapidamente, os fatos do processo em dados. Características de produtos podem ser medidas com frequência e detalhes e fornecer dados suficientes para realização de estudos e avaliações de qualidade.

A Engenharia da Qualidade (EQ) desenvolveu métodos de análise voltados para o tratamento desses dados. Tais métodos são empregados para prevenir e reduzir as perdas provocadas pelas variações dos processos industriais. O estudo das características de qualidade e do desempenho de produtos e processos envolve a aplicação de diversos métodos de análise de dados. Os métodos de análise mais empregados são aplicados a situações em que a variável de resposta é definida por um único valor. Por exemplo, pode-se desejar aumentar a resistência à tração da solda de um fio metálico. Em alguns casos, esses estudos envolvem a combinação de mais de um tipo de variável de resposta. Situação em que, além da resistência à tração, deseja-se manter a altura do cordão de solda dentro de um determinado intervalo.

Entretanto, existem situações em que a variável de resposta é dada por uma coleção de dados que formam um perfil ou uma curva. Neste caso, a variável de resposta é dependente de outra variável, usualmente, um indexador temporal. Essas respostas são denominadas de variáveis ou dados funcionais. Por exemplo, no processo para soldar um fio metálico a energia de solda depende do tempo de solda. Um exemplo geral de um dado funcional é o comportamento da medida da altura de uma pessoa durante a fase de crescimento, em função da idade (RAMSAY e SILVERMAN, 2005).

Existem diferentes aplicações em que a resposta é observada como um dado funcional. Características do tipo intensidade, concentração e viscosidade podem aparecer como funções dependentes de variáveis como o tempo, frequência e temperatura. A análise de dados funcionais (ADF) aparece no monitoramento e na otimização da qualidade de produtos e processos de fabricação. Fogliatto (2008) relata a necessidade de avaliar a solubilidade de um edulcorante dietético a uma dada temperatura através do seu perfil em relação ao tempo. O conteúdo informativo da curva é maior que o da média de solubilidade. Em outra aplicação,

a qualidade da borracha usada na fabricação de pneus para automóveis, por exemplo, é monitorada através da viscosidade. A viscosidade é medida pela curva reométrica de vulcanização da borracha. Uma característica viscosa é dada pelo torque suportado por uma amostra de borracha em função do tempo (PEDOTT e FOGLIATTO, 2013).

O objetivo geral deste trabalho é investigar os métodos atuais empregados no monitoramento e na otimização da qualidade e desempenho de produtos e processos descritos por dados funcionais. Os objetivos específicos são: (i) identificar características de qualidade representadas por dados funcionais; (ii) identificar os métodos atualmente usados de monitoramento e otimização de produtos e processos descritos por dados funcionais; (iii) investigar o grau de conhecimento sobre os métodos adaptados para dados funcionais existentes; e (iv) avaliar a percepção do sucesso obtido com o uso desses métodos. A identificação das características e métodos poderá ser usada com referência para desenvolvimentos de novos métodos em pesquisas futuras.

O atendimento desses objetivos deve contribuir para o fomento de pesquisas no desenvolvimento de métodos de análise adaptados aos dados funcionais. Esse trabalho também se justifica para indicar as questões de pesquisas mais relevantes na análise de dados funcionais, no contexto da EQ. A ausência de técnicas adaptadas ao tratamento de dados funcionais leva a utilização de métodos ineficazes para o monitoramento e a otimização de produtos. Os métodos de análise de dados devem ser apropriados à variável funcional. O uso de métodos de análise de dados ineficazes pode prejudicar os esforços de garantia da qualidade e confiabilidade de um produto, impedindo a otimização do mesmo. A aplicação de métodos equivocados pode levar um processo de fabricação estável para a situação fora de controle.

As subseções seguintes apresentam uma revisão das pesquisas recentes no monitoramento e na otimização da qualidade e desempenho de produtos e processos descritos por dados funcionais. A seção 2.2 deste artigo apresenta o método de pesquisa qualitativa. O estudo com a descrição, a análise e a interpretação dos dados coletados é abordado na seção 2.3. Na seção 2.4, são apresentadas a discussão e as conclusões.

2.1.1 Análise de Dados Funcionais na Otimização de Produtos

O trabalho inicial em ADF deve-se a Greenhouse e Geisser (1959), que indicaram a necessidade do desenvolvimento de métodos de análise voltados ao tratamento de dados funcionais. Em meados da década de 1990, o tema ganhou importância, através da adaptação de métodos estatísticos multivariados para a ADF. Os objetivos da ADF incluem: (i) representar os dados de forma a facilitar futuras análises; (ii) exibir os dados de forma a destacar suas principais características; (iii) estudar as principais fontes de variação e determinar comportamentos padronizados entre diferentes curvas; (iv) explicar a variação existente na variável de resposta através da informação sobre as diversas variáveis independentes; e (v) comparar dois ou mais conjuntos de dados em relação a determinados tipos de variações. O campo de pesquisa da ADF se divide em duas áreas: (i) modelagem e representação de dados; e (ii) análise de variância de dados funcionais. Os trabalhos relacionados à EQ estão concentrados no segundo grupo. Somam-se a este grupo os trabalhos relacionados ao controle estatístico da qualidade de dados funcionais (RAMSAY e SILVERMAN, 2005; WOODALL, 2007).

O método de suavização é um elemento essencial da ADF. Através da suavização estima-se uma função que representa o conjunto de dados discretos observados. A suavização permite encontrar valores esperados da curva para os pontos da vizinhança que não foram medidos pelas variáveis de resposta. Um método de suavização simples aplica uma função formada pela combinação linear das observações discretas. Um método complexo aplica uma função formada pela combinação linear de funções de base bem conhecidas, tais como séries de Fourier, bases polinomiais e funções *splines*. A não-suavidade de uma curva está relacionada ao erro amostral ou aleatório causado pelo processo de medição (RAMSAY e SILVERMAN, 2005).

A otimização de produtos envolve o planejamento e aplicação de métodos para realização de experimentos e análise de dados. Otimizar produtos ou processos com relação a apenas uma de suas características de qualidade poderá provocar uma perda de qualidade das características não avaliadas. Projetos de Experimentos (DOE – *Design of Experiments*) são amplamente utilizados na otimização de produtos e processos industriais. São eficientes para obter o máximo de informação de um processo com o mínimo aporte de recursos. O DOE permite determinar os níveis das variáveis de entrada que otimizam as variáveis de resposta.

Um método de análise usado em DOE é a Análise de Variância (ANOVA – *Analysis of Variance*) (MONTGOMERY, 2008).

Os projetos que envolvem a otimização de mais de uma variável de resposta, simultaneamente, são denominados experimentos multirespostas (EMR). A otimização de um EMR, em geral, combina funções de perda ou utilidade obtidas para as variáveis individuais de resposta em uma função multiresposta. Essa abordagem transforma um problema de múltiplas respostas em uma resposta única formada por um conjunto de medidas. A esse conjunto dá-se o nome de função objetivo, a qual pode tomar o formato de uma função preferência ou função perda, por exemplo (MYERS *et al.*, 2004; KO *et al.*, 2005; MURPHY *et al.*, 2005).

Os métodos de análise multiresposta são pouco aplicados na indústria. Ilzarbe *et al.* (2008) realizaram uma pesquisa com aplicações de DOE em Engenharia, no período de 2001 a 2005. Foram encontradas 77 publicações sobre o tema. Cerca de 60% dos trabalhos usaram experimentos com apenas uma variável de resposta. Nesta pesquisa, não foram encontrados trabalhos com aplicações de EMR com respostas funcionais. O uso de EMR é dificultado pelo volume de dados e pela complexidade dos métodos matemáticos.

Fogliatto (2008) combina o uso da função de preferência com variáveis de resposta funcionais. As respostas funcionais podem ser representadas pelas distâncias entre os perfis observados e os perfis alvos. A distância é uma medida de similaridade entre duas curvas. Com isso, as respostas funcionais podem ser usadas como respostas simples em uma função de preferência. Essa combinação permite otimizar experimentos multivariados que misturam diferentes respostas individuais de valor único com respostas de dados funcionais. Entretanto, o método não inclui a forma da curva na análise comparativa. Pode ocorrer uma situação em que dois ou mais perfis tenham a mesma distância em relação ao perfil alvo, mas difiram em termos de suavidade da curva (perfil).

Um método para otimização de produtos através de DOE é obtido a partir da adaptação da ANOVA para valores únicos. A maioria das adaptações propostas para a ANOVA enfoca o estudo de propriedades matemáticas, sem compromisso com a aplicação em ferramentas da EQ. A Análise de Variância para dados funcionais (FANOVA – Functional ANOVA) é operacionalizada através da aplicação de uma ANOVA para cada valor individual da variável funcional. Com isso, pode-se determinar, por exemplo, funções

ou curvas dos contrastes dos efeitos dos fatores. A FANOVA foi aplicada a um estudo climatológico no Canadá para avaliar o efeito das temperaturas médias mensais para diferentes regiões geográficas e períodos do ano (RAMSAY e SILVERMAN, 2005).

A abordagem da FANOVA que usa uma série de ANOVAs tradicionais para cada momento específico da variável funcional incorre em um problema de multiplicidade, devido ao grande número de testes simultâneos. Ignorar a multiplicidade provoca alterações nas probabilidades do erro Tipo I. Outro problema está relacionado à abordagem que trata os dados funcionais como vetores multivariados e aplica técnicas tradicionais de ANOVA multivariada. Neste caso, as técnicas para redução de dimensionalidade não se aplicam à grande variedade de funções existentes, isto é, não podem ser representadas por funções de base bem conhecidas, tais como Fourier e *wavelet*. Abramovich e Angelini (2006) propuseram um modelo alternativo de FANOVA que estabelece um procedimento de teste de significância para a tendência global funcional a efeitos fixos. O teste se baseia em coeficientes de *wavelet* empíricos. A decomposição de *wavelet* permite caracterizar diferentes tipos de respostas funcionais suavizadas.

Outra adaptação para a análise de variância de dados funcionais foi proposta por Cuevas *et al.* (2004). Trata-se de uma abordagem funcional pura, não havendo necessidade de discretizar os pontos das curvas para a análise dos dados. A proposta está baseada no comportamento assintótico do Teste F clássico da ANOVA. A expressão para o cálculo de F apresenta no numerador a variabilidade das curvas entre os grupos e no denominador a variabilidade das curvas dentro dos grupos. O método usa um teste baseado no teste F , tendo sido aplicado em um estudo cardiológico.

Pedott e Fogliatto (2013) apresentam uma adaptação da ANOVA para aplicação direta em problemas de EQ. O método, denominado de ANOVA das Distâncias, combina os fundamentos matemáticos da ANOVA com o conceito de similaridade entre curvas proposto por Fogliatto (2008). Em uma ANOVA, a medida de similaridade das curvas está para o nível de variação de um sistema de medição como a medida de dispersão está para uma variável simples. A ANOVA das Distâncias foi aplicada a um estudo de repetitividade e reprodutividade (R&R) para analisar a capacidade e o desempenho de sistemas de medição, no contexto da ADF. O método apresenta apenas um resultado final, no qual estão considerados todos os pontos da curva.

2.1.2 Monitoramento de Perfis (MP) no Controle de Processos

O MP é um tema de pesquisa recente. O primeiro trabalho que usou o termo monitoramento de perfil é devido a Kang e Albin (2000). Antes disso, Gardner *et al.* (1997) usaram o termo sinal (assinatura) para designar o perfil. O método proposto é similar à aplicação de CCs a cada ponto do dado funcional. As abordagens para o monitoramento de perfis enfocam, principalmente, duas categorias de dados funcionais. A primeira categoria se refere aos dados que podem ser modelados por uma regressão linear simples, em que dados funcionais compõem um perfil linear. A segunda categoria se refere aos dados funcionais não lineares. Alguns trabalhos apresentam propostas para situações em que as características de qualidade são dadas por múltiplos dados funcionais. Outros estudos propõem métodos para o monitoramento de dados funcionais polinomiais (WOODALL, 2007).

As abordagens envolvem a aplicação de métodos nas duas fases usuais do monitoramento de processos. A primeira fase, denominada Fase I, destina-se a avaliar a estabilidade e estimar os parâmetros do processo. A Fase II tem por objetivo assinalar imediatamente quando o processo torna-se instável ou fora de controle. Métodos para a Fase II devem ser aplicados depois de obtida a estabilidade, observada na Fase I. Assim, o MP na Fase I é fundamental para orientar a previsibilidade e o controle do processo no futuro. Entretanto, nem sempre é possível aplicar métodos apropriados a Fase I. A maioria dos trabalhos em CC para o MP aborda métodos e seus desempenhos na Fase II (MAHMOUD e WOODALL, 2004; WOODALL, 2007; ZOU *et al.*, 2007).

Existem exemplos de aplicações em que a característica do produto deve ser monitorada por um perfil linear. Soleimani *et al.* (2009) apresentam um estudo de caso no campo da agricultura, em que um conjunto de seis medidas diferentes de uma maçã forma um perfil linear. Li e Chen (2009) consideram a posição espacial de quatro pinos na montagem de um automóvel. O perfil linear é formado pelos valores medidos por quatorze sensores óticos de coordenadas, usados no posicionamento das partes a serem unidas. Kusiak *et al.* (2011) observaram perfis lineares em turbinas de vento para geração de energia limpa. Um exemplo muito recorrente na literatura envolve perfis de medições geométricas usadas em calibrações (COLOSIMO e PACELLA, 2010; CHEN e NEMBHARD, 2010; NOOROSSANA *et al.*, 2010; KAZEMZADEH *et al.*, 2008; MAHMOUD *et al.*, 2007).

Um perfil é dado por n ($n > 1$) valores de uma variável de resposta Y medidos ao longo de uma ou mais variáveis explanatórias X . O tipo de modelo do perfil é dado pela expressão matemática da dependência de Y em relação a X (WOODALL, 2007). Mahmoud e Woodall (2004) apresentam um modelo matemático para a variável de resposta, dado por: $Y_{ij} = A_{0j} + A_{1j}X_i + \varepsilon_{ij}$ onde $i = 1, 2, \dots, n, j = 1, 2, \dots, k$ (número de observações). A_{0j} é o parâmetro de intersecção da reta com o eixo Y , A_{1j} é o parâmetro de inclinação e ε_{ij} é o parâmetro de variância. A abordagem de modelos lineares consiste em combinar um modelo paramétrico de dados funcionais com uma CC. O modelo paramétrico é usado para representar um dado funcional caracterizado por um comportamento previsível. O MP é eficiente para identificar desvios de estabilidade de um perfil a partir de mudanças nos parâmetros deste modelo paramétrico. Os parâmetros do modelo são monitorados em CC multivariadas e os resíduos em uma CC univariada (COLOSIMO *et al.*, 2008).

Os parâmetros típicos para modelos lineares são a intersecção do perfil no eixo da abscissa (eixo Y), a inclinação da reta e o parâmetro de variância. A maioria dos métodos propostos pressupõe que os parâmetros de variância sejam normalmente, independentes e identicamente distribuídos (iid). Esses pressupostos são necessários para assegurar que os estimadores são de variância mínima e não sejam tendenciosos. Kang e Albin (2000) propõem o uso de CCs Média Móvel Exponencialmente Ponderada (EWMA – *exponentially weighted moving average*) e multivariada baseada na estatística T^2 de Hotelling. Noorossana *et al.* (2008a) avaliam os efeitos da não normalidade no desempenho de MP de modelos lineares. Em outro trabalho, Noorossana *et al.* (2008b) avaliam os efeitos da presença de autocorrelação nos dados. Soleimani *et al.* (2009) também investigaram perfis lineares com autocorrelação interna. Tanto a não normalidade quanto a autocorrelação dos dados podem provocar distorções no desempenho do modelo.

Existem situações em que a qualidade de um produto ou processo é descrita por um conjunto de perfis lineares. Kazemzadeh *et al.* (2008) propõem uma abordagem para a análise de múltiplas regressões lineares na Fase II. A variável de resposta do perfil é monitorada através dos parâmetros de intersecção, inclinação e variância. O método proposto apresenta vantagem na detecção de mudanças nos parâmetros de processos de perfis de alta dimensão espacial. O trabalho inclui um procedimento para identificação das fontes de variação e localizar as amostras fora de controle. Em outro trabalho, Kazemzadeh *et al.* (2009) propõem um método para MP polinomial de ordem k . O perfil polinomial é transformado em um perfil

polinomial ortogonal e os parâmetros do modelo transformado são monitorados por CCs EWMA individuais.

A aplicação de métodos de redes neurais artificiais é a mais nova abordagem para o MP proposta na literatura. Zarandi e Alaeddini (2010) propuseram um método para MP linear baseado em Sistemas de Inferência Neuro-Fuzzy Adaptados (ANFIS – *Adaptive Neuro-Fuzzy Inference Systems*). O método consiste na geração de um modelo de base composto por vetores de entrada e saída de informações de cada perfil. A informação de entrada é dada pelos parâmetros da regressão linear (intersecção, inclinação e variância). O vetor de saída é acrescido da informação binária do estado do perfil (0, se sob controle e 1, se fora de controle). Um algoritmo é executado para gerar sinalizações quando um perfil sai do estado sob controle. O modelo foi comparado com métodos estatísticos convencionais, tais como EWMA. O método de redes neurais tem a vantagem de não necessitar de um modelo analítico para a descrição estatística do perfil (PACELLA e SEMERARO, 2011).

A verificação da eficiência dos métodos propostos é feita através da avaliação do desempenho das CCs. Uma forma de identificar a capacidade do modelo se obtém analisando o tamanho médio de corrida (ARL – *average run length*). O ARL é usado para avaliar o poder de uma CC na Fase II do controle. Essa estatística indica o número médio de corridas que uma CC executa até sinalizar uma mudança na estabilidade do processo. O ARL foi abordado em 13 trabalhos pesquisados. Gupta *et al.* (2006) e Colosimo e Pacella (2010) apresentam estudos comparativos de métodos para o MP linear em que o resultado é avaliado pelo ARL de cada CC.

Em muitas aplicações, modelos mais complexos são necessários para representar a forma de um perfil. Destacam-se as pesquisas que envolvem modelos não lineares, modelos mistos e modelos de coeficientes *wavelet*. Existem vários exemplos na literatura de MP de características representadas por modelos não lineares. Por exemplo, a densidade de placas de madeira (WALKER e WRIGHT, 2002), fator de perdas de um capacitor de alumínio (QIU *et al.*, 2010) e a espessura da bolacha de um semiconductor (CHICKEN *et al.*, 2009). Um modelo geral para perfis não lineares foi apresentado por Williams *et al.* (2007). O modelo matemático para o perfil é dado por: $y_{ij} = f(\mathbf{x}_{ij}, \boldsymbol{\beta}_i) + \varepsilon_{ij}$, onde \mathbf{x}_{ij} é o vetor regressor da j -ésima observação do i -ésimo perfil, $\boldsymbol{\beta}_i$ é o vetor dos parâmetros do i -ésimo perfil e ε_{ij} é o erro aleatório. Assumem-se ε_{ij} iid e seguindo uma distribuição normal.

Uma característica comum na modelagem de perfis não lineares é a grande quantidade de parâmetros de regressão. Assim, uma prática frequente é combinar uma técnica de redução dimensional ao monitoramento por CCs. A redução dimensional envolve a aplicação da análise de componentes principais (PCA – *Principal Component Analysis*) e o método de suavização dos dados. O sistema de funções de base de Fourier é o mais conhecido para dados periódicos. Para o caso de dados funcionais não periódicos, a escolha mais comum é o sistema de bases do tipo *spline*. A suavização por *B-splines* filtra o perfil e reduz a sua dimensionalidade. A suavização por bases *wavelet* separa a informação da forma de um perfil não linear, dos dados aleatórios. O uso de aproximação por *wavelets* é recomendado somente quando a forma do perfil é muito complexa. Monitorar apenas uma parcela dos coeficientes modelados pode tornar o método ineficiente para o MP (RAMSAY e SILVERMAN, 2005; WOODALL *et al.*, 2004).

Shiau *et al.* (2009) desenvolveram um esquema para o monitoramento de perfis não lineares com efeitos aleatórios. A PCA foi usada pra analisar a estrutura de covariância dos perfis. CCs baseadas em escores de componentes principais e na estatística T^2 de Hotelling foram usadas para monitorar a estabilidade do processo. Os métodos foram aplicados às Fases I e II do controle estatístico do processo. A eficiência do método foi avaliada através do ARL. Em outro trabalho, Changa e Yadama (2010) combinaram métodos de *wavelet* e funções de base *B-splines* para o controle estatístico do processo. Chen e Nembhard (2007) apresentaram um método de CC de alta dimensão para os coeficientes de uma transformada de Fourier discreta do perfil não linear. O método foi baseado na estatística do teste de Neyman Adaptado.

2.2 PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS

A abordagem de pesquisa deste trabalho é qualitativa. As atividades de pesquisa foram divididas em três etapas: (i) entrevistas individuais com especialistas em monitoramento e otimização de produtos e processos; (ii) identificação e categorização das características e dos métodos de análise empregados para a análise de dados funcionais; e (iii) associação da percepção do sucesso obtido com o uso desses métodos.

A pesquisa foi realizada em empresas do segmento industrial eletroeletrônico. As empresas desse segmento são reconhecidas pela busca da qualidade e alta confiabilidade de

seus produtos. Neste cenário, espera-se encontrar processos de monitoramento e otimização de produtos e processos bem estabelecidos. O trabalho de pesquisa foi realizado em três empresas do estado do Rio Grande do Sul. Uma empresa de grande porte (EGP) com mais de 1000 empregados, uma empresa de médio porte (EMP) com cerca de 250 empregados e outra de pequeno porte (EPP) com menos de 30 empregados. Todas as empresas pesquisadas vendem seus produtos tanto no mercado interno quanto no externo.

A população alvo da pesquisa é formada por especialistas em monitoramento e otimização de produtos e processos de fabricação. Os dados foram coletados através de entrevistas individuais aplicadas aos especialistas. Um roteiro prévio, apresentado na Figura 2.1, foi usado para orientar os temas de pesquisa. Foram entrevistados cinco especialistas distribuídos da seguinte forma: dois em uma EGP, dois em uma EMP e um em uma EPP. Questões fora do roteiro básico foram formuladas para focar as dimensões de monitoramento e otimização de produtos e processos de fabricação no contexto da ADF.

Figura 2.1 Roteiro de questões para entrevista individual

1. Introdução ao tema de análise de dados funcionais e esclarecimento dos objetivos da pesquisa.
 2. Quais características de qualidade do produto ou parâmetros do processo de fabricação a empresa analisa durante as atividades de monitoramento e otimização?
 3. Como se comportam essas características em função de fatores como o tempo, temperatura, umidade, frequência, etc.? São variáveis funcionais?
 4. Que métodos de análise são usados nas atividades de monitoramento e otimização dessas características?
 5. Como os problemas são solucionados com a aplicação desses métodos?
 6. Existem outros métodos para analisar os mesmos dados?
 7. Há alguma outra questão que você gostaria de corrigir ou esclarecer melhor?
- Agradecimentos

Os dados foram coletados no local de trabalho dos entrevistados. Logo após as entrevistas, os dados foram avaliados e organizados pelo entrevistador. As anotações foram

ampliadas para facilitar a recuperação de textos. Outras informações tais como fluxogramas e representações gráficas fornecidas pelos entrevistados foram usadas para complementar os dados registrados. Uma lista de características de produtos e processos de fabricação foi elaborada. As características de qualidade simples, de dados não funcionais foram identificadas, mas não foram analisadas nesta pesquisa, As características potencialmente relacionadas à ADF foram detalhadas. Os métodos empregados no monitoramento e otimização dessas características foram explorados a fim de investigar o sucesso da aplicação.

2.3 RESULTADOS

Os resultados descritos abordam os aspectos relevantes para os objetivos da pesquisa. As respostas foram organizadas de acordo com as questões mais amplas do roteiro prévio. As características relatadas sem associação ao contexto da ADF não foram incluídas na descrição dos dados. Os dados detalhados de produtos e processos de fabricação usados para fundamentação conceitual de algumas características relacionadas e métodos aplicados também foram suprimidos da descrição. Esta seção é completada com uma análise e interpretação dos dados descritos.

2.3.1 Descrição dos Dados

A EGP produz componentes eletrônicos para empresas montadoras de placas de circuitos eletrônicos. Os componentes possuem aplicação em diferentes segmentos industriais, tais como iluminação, entretenimento e automotivo. São desenvolvidos e fabricados capacitores eletrolíticos e eletrostáticos. A empresa manufatura os principais itens que formam os capacitores; dessa forma, possui grande diversidade de processos para fabricação desses itens e transformação do produto principal. Os processos de fabricação possuem alto nível de automatização e informatização. Participaram das entrevistas um engenheiro de processo e um engenheiro de produto.

A EMP é uma montadora de placas eletrônicas com aplicação, exclusivamente, automotiva. São desenvolvidos e fabricados módulos e comandos eletrônicos para acionamento de vidros, travamento de portas, relógios e sensores internos de um automóvel. O processo de fabricação é dividido em três etapas: montagem de componentes eletrônicos de superfície, montagem de componentes eletrônicos com terminais e montagem final. Os

processos de fabricação possuem um nível médio de automatização e informatização. Participaram das entrevistas um engenheiro de processo e um engenheiro de produto.

A EPP fabrica componentes elétricos para aplicações em radiofrequência e telecomunicação. A empresa desenvolve e comercializa indutores, transformadores, núcleos de ferrite e seus acessórios. Os processos de fabricação são simples e possuem um baixo nível de automatização e informatização. Participou da entrevista um técnico de produto e processo.

Os entrevistados não tiveram dificuldade em relacionar as principais características de qualidade dos produtos e processos de fabricação. A Figura 2.2 apresenta um quadro resumido das principais características identificadas durante as entrevistas. O quadro foi dividido de acordo com o porte das empresas. Os entrevistados da EGP citaram um número maior de características analisadas; esse número foi menor na entrevista da EPP. Todos os entrevistados afirmaram que existem outras características, que são controladas por atributos ou informalmente, mas que, em geral, não fazem parte dos estudos de monitoramento e otimização dos produtos.

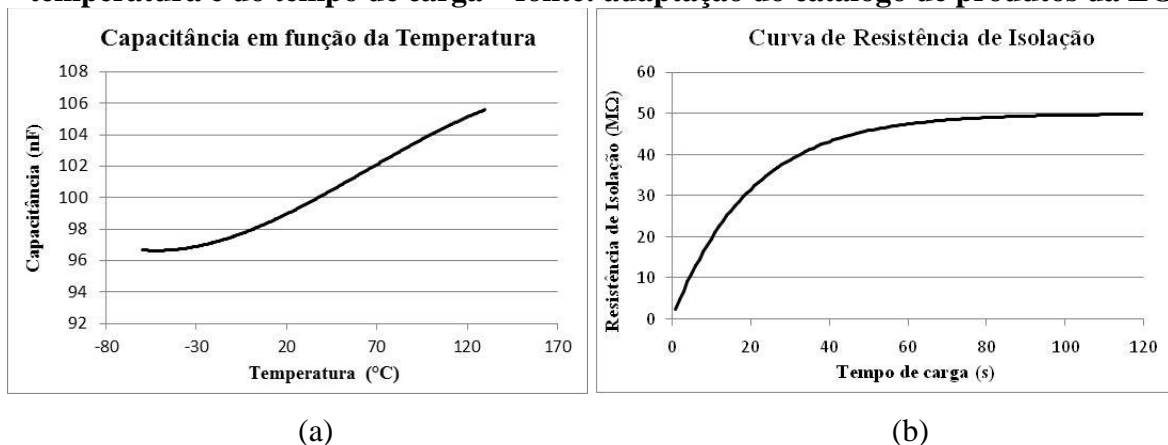
Figura 2.2 Listas das características de qualidade analisadas por tamanho de empresa

	EGP	EMP	EPP
Características	Resistividade elétrica Fator de perdas ($\tan \delta$) Espessura do filme dielétrico Capacitância Resistência de isolamento Largura do rolo cortado Largura da borda livre Comprimento da caneca Diâmetro da caneca Comprimento do fio Diâmetro do fio Resistência à tração da solda Pressão de solda Corrente elétrica de solda Energia de solda Riscos, manchas e resíduos	Distância entre furos Altura do pino Diâmetro do furo Posicionamento de furo Diâmetro da rosca Espessura da parede Aparência do gabinete Número de imperfeições na solda Solda fria Temperatura de solda	Largura do núcleo Diâmetro interno Diâmetro externo Indutância Fator de perdas ($\tan \delta$) Resistividade Permeabilidade magnética Massa Aparência da pintura

Em todas as entrevistas os entrevistados reconheceram e identificaram características descritas por dados funcionais. Essas características são objeto tanto de monitoramento quanto de otimização. As características elétricas mais importantes do capacitor eletrostático

fabricados pela EGP são a capacitância, o fator de perdas e a resistência de isolamento. Essas características possuem uma dependência bem conhecida em relação à temperatura, umidade do ambiente e a frequência da corrente elétrica aplicada. O próprio catálogo de produtos indica os percentuais de variação dessas características em função da temperatura, umidade e frequência. As figuras apresentadas nos catálogos são curvas com propriedades matemáticas bem definidas. Foi citada a forma exponencial para essas curvas. A Figura 2.3a apresenta a variação da capacitância como função da temperatura. Nos estudos de otimização, a capacitância é medida para a temperatura de 23°C. Outro exemplo relacionado a características de qualidade do capacitor foi a resistência de isolamento, que deve ser medida após o capacitor ser totalmente carregado. O tempo de carga depende da capacitância e da tensão elétrica do capacitor e pode levar de um a dois minutos. A Figura 2.3b mostra que a resistência de isolamento é uma função exponencial do tempo de carga do capacitor. Entretanto, para reduzir o tempo de ciclo de fabricação, a medição da resistência de isolamento ocorre após vinte segundos.

Figura 2.3. Curvas da capacitância (a) e da Resistência de isolamento (b) em função da temperatura e do tempo de carga – fonte: adaptação do catálogo de produtos da EGP



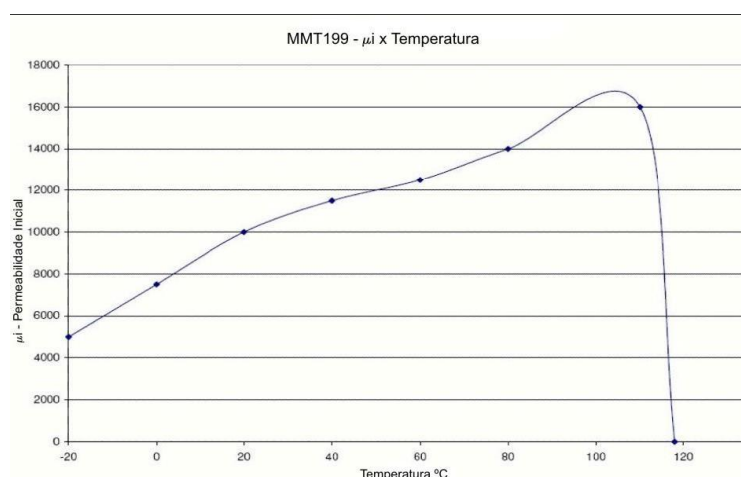
Características de qualidade relacionadas a processos de soldagem também apareceram como dados funcionais em uma das entrevistas. O exemplo mais claro foi relatado para corrente elétrica de solda de um fio metálico em uma caneca de alumínio da EGP. A corrente de solda interfere diretamente na qualidade da solda, avaliada pela resistência à tração da solda. A corrente elétrica varia em função do tempo transcorrido desde o contato inicial até a fusão das partes. O monitoramento dessa característica considera os valores médio e máximo. O especialista salientou que devido ao tipo de solda, a corrente elétrica deve

ter dois picos para formar uma boa qualidade de solda. Entretanto, o monitoramento dos valores médio e máximo não permite detectá-los.

As características elétricas das placas de circuitos eletrônicos, fabricadas pela EMP são, em geral, monitoradas por dados de atributos. O monitoramento é realizado através da verificação da presença de componentes e da medição de tensão e corrente elétrica em determinados pontos dos circuitos eletrônicos. A avaliação de funcionalidade dos circuitos elétricos é feita através de jigas de testes. As jigas sinalizam através de painéis indicativos ou sinais luminosos o funcionamento correto do produto. O processo de solda dos componentes eletrônicos em placas de circuito impresso (PCI) contribui com um exemplo de dado funcional. A temperatura de solda de componentes de superfície em PCI é uma função do tempo. A temperatura aumenta em uma “rampa” de velocidade, atinge o valor máximo e diminui em outra “rampa” de velocidade. Essa variação de temperatura no interior do forno é denominada de perfil de temperatura. O perfil de temperatura é dado pelo aquecimento do conjunto PCI e componentes desde o instante que entram até a saída de um forno de refusão. O perfil de temperatura da solda tem relação direta com as falhas por imperfeições detectadas em testes de funcionamento das placas eletrônicas.

A EPP, fabricante de indutores e núcleos de ferrite realiza a medição de características como a indutância, fator de perdas e permeabilidade magnética. Da mesma forma que a capacitância, a indutância também sofre forte influência de fatores como a temperatura e a umidade. Neste caso, o especialista lembrou que a frequência de oscilação da corrente elétrica, que passa nos circuitos eletrônicos, afeta as características de indutância e fator de perdas. A permeabilidade magnética dos núcleos de ferrite depende da temperatura. A Figura 2.4 apresenta a forma da permeabilidade em função da temperatura.

Figura 2.4 Curva da permeabilidade magnética inicial de um núcleo de ferrite em função da temperatura – fonte: catálogo da EPP



O método de otimização mais citado pelos especialistas foi o DOE. O DOE foi usado em estudos para otimização de características tais como capacitância, resistência de isolamento, resistência à tração da solda e número de imperfeições de solda. O uso de cartas de controle (CC) foi citado como método usado no monitoramento de várias características não funcionais. Cartas de controle são usadas para o monitoramento da resistência à tração da solda. Estudos de R&R são usados nas EGP e EMP para aprovar e monitorar os sistemas de medição. A EPP não usa um método de análise formal para o monitoramento das características. A Figura 2.5 apresenta as características que são dependentes de outras variáveis e os respectivos métodos usados no monitoramento e na otimização. Os métodos mencionados foram aplicados para monitoramento e otimização de um único ponto do dado funcional. Na última coluna, foram incluídos outros métodos conhecidos citados pelos entrevistados.

Figura 2.5 Características dependentes de outras variáveis e seus respectivos métodos de análise

Característica	Empresa	Variável de Dependência	Métodos Usados	Outros Métodos Conhecidos
Capacitância	EGP	Temperatura	DOE, CC e R&R	Método de Superfície de Resposta
Resistência de Isolação	EGP	Tempo	DOE e R&R	Análise Multivariada
Resistência à Tração da Solda	EGP	Tempo	DOE, CC e R&R	Não conhece
Corrente elétrica de solda	EGP	Tempo	DOE e CC	Não conhece
Temperatura de solda	EMP	Tempo	DOE	CC

Indutância	EPP	Temperatura	Planilha de controle	CC
Fator de perda	EGP e EPP	Frequência	Planilha de controle	CC

Os especialistas relataram diversos casos em que a aplicação dos métodos de análise citados não produziu os resultados previstos pelos métodos. Um projeto de experimento aplicado à otimização da capacitância não conseguiu reproduzir os resultados previstos pelo método, na medida em que o nível indicado para os fatores controlados no estudo reduziu a qualidade do produto. O experimento foi refeito outras vezes sem sucesso. Neste caso, a equipe do projeto não encontrou uma explicação confiável para o problema. No caso do monitoramento da corrente elétrica de solda, as peças fora dos limites especificados para os valores médios e máximos são selecionadas automaticamente pelo sistema de medição. Em análises posteriores, não são identificados problemas na resistência à tração da solda. No monitoramento da indutância e do fator de perdas durante a fabricação de indutores, as peças suspeitas são desviadas para análise. Muitas peças não tiveram as falhas confirmadas em uma análise posterior. Os motivos para essa situação não foram esclarecidos pelo especialista.

Em relação ao nível de conhecimento sobre métodos de ADF, todos os especialistas responderam que não conheciam e não aplicavam tais métodos. Quanto à possibilidade de aplicação de tais métodos no monitoramento e otimização de produtos e processos de fabricação, os dois especialistas da EGP e um da EMP afirmaram que aplicariam métodos de ADF. As justificativas para negar a possibilidade de usar métodos apropriados a ADF foram devido ao aumento de custos com instrumentação, treinamentos e tempo para análises.

2.3.2 Análise e Interpretação dos Resultados

A Figura 2.2 mostrou a variedade de características de qualidade analisadas em estudos de monitoramento e otimização. Embora os produtos tenham aplicações elétricas e eletrônicas, as características mais citadas foram relacionadas aos aspectos construtivos dimensionais. Algumas características se referiam a aspectos visuais de aparência, tais como defeitos em revestimentos e pinturas. Outras características se referiam a parâmetros usados no monitoramento de processos de fabricação.

Observa-se na Figura 2.2 que a quantidade e a diversificação dessas características aumentam conforme aumenta o tamanho das empresas pesquisadas. A mesma associação

pode ser estendida ao nível de automatização e informatização dos processos de fabricação. Quanto maior esse nível, mais as empresas medem as características de qualidade dos produtos e processos. O número de especialistas atuando nas empresas também dependia do tamanho da empresa. Enquanto a EGP ofereceu uma grande quantidade de especialistas para a entrevista, dos quais foram selecionados dois, a EPP disponibilizou apenas um.

A ocorrência de características descritas por dados funcionais foi evidente na pesquisa. A evidência maior foi observada nas empresas fabricantes de componentes eletrônicos. Nessas empresas, as principais características dos produtos fabricados são dependentes de outras variáveis, tais como tempo, temperatura, umidade e frequência da corrente elétrica. Essa evidência é comprovada com as curvas informadas nos catálogos de produtos. Na empresa montadora de placas, as características de funcionamento dos produtos eram avaliadas em testes do tipo passa não-passa. Entretanto, uma característica descrita por dado funcional pode estar presente nos estudos da temperatura necessária para soldar os componentes de superfície na PCI.

Identificadas essas características, o enfoque mudou para os tipos de métodos de análise usados no monitoramento e otimização das mesmas. O monitoramento e a otimização das características descritas por dados funcionais reveladas na pesquisa usam métodos desenvolvidos para características descritas por um valor único. Os métodos de ADF não eram de conhecimento dos entrevistados, as entrevistas foram o seu primeiro contato com ADF. Assim, nenhum especialista aplica esses métodos em suas atividades.

Os entrevistados da EGP foram unânimes em afirmar que aplicariam métodos de ADF se os conhecessem. Essa afirmação foi controversa entre os entrevistados da EMP. O especialista da EPP não os aplicaria se os conhecesse. Essa observação revela que a decisão de usar métodos de ADF, que exigem melhores recursos técnicos e computacionais, pode estar associada à facilidade ao acesso dos dados e qualificação dos analistas.

Os dados da pesquisa mostraram que há situações em que a aplicação dos métodos tradicionais a dados funcionais não produz os resultados esperados. É o caso do projeto de experimentos usado na otimização do capacitor, por exemplo. É difícil afirmar com certeza, mas é possível que o método usado tenha causado o problema. O método de análise deveria ser apropriado ao dado funcional da capacitância. Os métodos aplicados às características relacionadas na Figura 2.5 não são apropriados a dados funcionais.

A pesquisa mostrou que existe um número expressivo de características descritas por dados funcionais. Essas características foram tratadas como dados comuns. Esse tratamento ineficaz ocorreu em todas as empresas pesquisadas. A ocorrência de dados funcionais independe do tamanho da empresa, conseqüentemente, independe do nível de automatização e informatização dos processos de fabricação. Os especialistas usam métodos ineficazes porque não conhecem métodos de ADF. Eles não os conhecem porque o desenvolvimento de métodos de ADF não acompanha a necessidade prática na EQ.

Por outro lado, conhecendo métodos de ADF, os entrevistados mostraram que a decisão de usá-los depende do tamanho da empresa. A facilidade de acesso à informação e recursos de análise, como na EGP, influenciam na decisão de usar métodos de ADF. Assim, considerando a tendência de informatização dos processos, a necessidade de métodos de ADF deve se intensificar.

2.4 CONCLUSÃO

A ADF é um tema de pesquisa que ganhou importância recentemente. A adaptação e o desenvolvimento de novos métodos estão atrasados em relação à necessidade prática das empresas. Essa necessidade aumenta com as facilidades propiciadas pelo avanço tecnológico dos sistemas de medição, transmissão e armazenamento de dados. As pesquisas de ADF em EQ abrangem poucas áreas. Na otimização de produtos e processos, os métodos envolvem a adaptação da ANOVA. No monitoramento de perfis, os métodos envolvem a modelagem de dados por regressões lineares entre outras.

Este trabalho investigou os tipos de características analisadas nos estudos de monitoramento e otimização de produtos e processos de fabricação. Foram pesquisadas três empresas da indústria eletroeletrônica. Com uma abordagem qualitativa, foram entrevistados cinco especialistas na área de EQ. As entrevistas evidenciaram a existência de diferentes características descritas por dados funcionais. Os aspectos mais importantes dessas características foram investigados. Nas empresas pesquisadas, os especialistas usam métodos tradicionais de análise. Os principais métodos citados foram o DOE, as CCs e estudos de R&R. Em todas as empresas, os especialistas desconheciam os métodos de ADF. Foram relatadas situações em que os métodos tradicionais falharam no monitoramento ou otimização de características descritas por dados funcionais.

O monitoramento e a otimização de produtos e processos de fabricação que envolve a ADF emergem como uma necessidade crescente na área da EQ. Dados funcionais ocorrem quando uma observação da variável de resposta de interesse não é dada por um valor individual, mas por uma coleção de dados que formam um perfil ou curva. Produtos e processos caracterizados por dados funcionais devem ser analisados através de métodos apropriados a esse tipo de variável. Uma análise apropriada deve considerar conjuntamente todos os pontos observados na curva. O resultado desta pesquisa indica que a falta de métodos apropriados leva os especialistas a usarem métodos de análise pouco eficazes no monitoramento e otimização de produtos e processos. Esse resultado é importante para justificar o desenvolvimento e a adaptação de métodos de ADF à EQ. A falta de métodos apropriados pode levar à deterioração da qualidade dos produtos e processos de fabricação.

Algumas questões relevantes que surgiram no decorrer dessa pesquisa podem ser desdobradas em pesquisas futuras: (i) desenvolver ou adaptar métodos para a otimização de experimentos multivariados que incluam uma ou mais variáveis funcionais; (ii) desenvolver ou adaptar métodos de cartas de controle para monitoramento de perfis; e (iii) desenvolver mecanismos para a divulgação, ensino e utilização prática de métodos de ADF.

2.5 REFERÊNCIAS

- ABRAMOVICH F.; ANGELINI C. Testing in mixed-effects FANOVA models. *Journal of Statistical Planning and Inference* 2006; **136**: 4326-4348.
- CHANG, S. I.; YADAMA, S. Statistical process control for monitoring non-linear profiles using wavelet ltering and B-spline approximation. *International Journal of Production Research* 2010. **48**: 1049-1068
- CHEN, S.; NEMBHARD, B. A High-dimensional Control Chart for Profile Monitoring. *Quality and Reliability Engineering International* 2010, Published Online.
- CHICKEN, E.; PIGNATIELLO Jr., J. J.; SIMPSON, J. R. Statistical Process Monitoring of Nonlinear Profiles Using Wavelets. *Journal of Quality Technology* 2009, **41**(2): 198-212.
- COLOSIMO, B. M.; PACELLA M. A comparison study of control charts for statistical monitoring of functional data. *International Journal of Production Research* 2010, **48**(6): 1575-1601.

COLOSIMO, B. M., PACELLA M. e SEMERARO Q. Statistical Process Control for Geometric Specifications: On the Monitoring of Roundness Profiles. *Journal of Quality Technology* 2008, **40**(1): 1-18.

CUEVAS, A.; FEBRERO, M.; FRAIMAN, R. An ANOVA test for functional data. *Computacional Statistics & Data Analysis* 2004; **47**: 111-122.

FOGLIATTO F. S. Multiresponse optimization of products with functional quality characteristics. *Quality and Reliability Engineering International* 2008; **24**(8): 927-939.

GARDNER, M. M.; LU, J. C.; GYURCSIK, R. S. Equipment fault detection using spatial signatures. *Components, Packaging, and Manufacturing Technology* 1997, **20**: 295-304.

GREENHOUSE, S. W.; GEISSER, S. On methods in the analysis of profile data. *Psychometrika* 1959; **24**: 95-112.

GUPTA, S.; MONTGOMERY, D. C.; WOODALL, W. H. Performance evaluation of two methods for online monitoring of linear calibration profiles. *International Journal of Production Research* 2006, **44**(10): 1927-1942.

ILZARBE, L.; ALVAREZ, M. J.; VILES, E.; TANCO, M. Practical Applications of Design of Experiments in the Field of Engineering: A Bibliographical Review. *Quality and Reliability Engineering International*, 2008; **24**: 417-428.

KANG, L.; ALBIN, S.L. On-line monitoring when the process yields a linear profile. *Journal of Quality Technology* 2000; **32**: 418-426.

KAZEMZADEH, R. B.; NOOROSSANA, R.; AMIRI, A. Phase I Monitoring of Polynimial Profiles. *Communications in Statistics - Theory and Methods* 2008, **37**(10): 1671-1686.

KAZEMZADEH, R. B.; NOOROSSANA, R.; AMIRI, A. Monitoring polynomial profiles in quality control applications. *Journal of Advanced Manufacturing Technology* 2009, **42**(7): 703-712.

KO, Y. H.; KIM, K. J.; JUN C. H. A New Loss Function-Based Method for Multiresponse Optimization. *Journal of Quality Technology* 2005; **37**: 50-59.

KUSIAK, A.; ZHENG, H.; ZHANG, Z. Virtual Wind Speed Sensor for Wind Turbines. *Journal of Energy Engineering* 2011, **2011**: 59-69.

LI, S.; CHEN, Y. Sensor fault detection for manufacturing quality control. *Computers IIE Transactions* 2009, **41**: 605-614.

MAHMOUD, M. A., WOODALL, W. H. Phase I Analysis of Linear Profiles with Calibration Applications. *Technometrics* 2004, **46**: 377-391.

MAHMOUD, M. A.; PARKER, P. A.; WOODALL, W. H.; HAWKINS, D. M. A change point method for linear profile data. *Quality and Reliability Engineering International* 2007, **23**: 247-268.

MONTGOMERY, D. C. *Design and Analysis of Experiments*. New York: John Wiley and Sons, 2008.

MURPHY, T. E.; TSUI, K. L.; ALLEN, J. K. A review of robust design methods for multiple responses. *Research in Engineering Design* 2005; **15**: 201-215.

MYERS, R. H.; MONTGOMERY, D. C.; VINING, G. G.; BORROR, C. M.; KOWASKI, S. M. Response Surface Methodology A Retrospective and Literature Survey. *Journal of Quality Technology* 2004; **36** (1): 53-77.

NOOROSSANA, R.; VAGHEFI, A.; DORRI, M. The effect of non-normality on performance of linear profile monitoring. *Industrial Engineering and Engineering Management Conference* 2008a.

NOOROSSANA, R.; AMIRI, A.; SOLEIMANI, P.. On the Monitoring of Autocorrelated Linear Profiles. *Communications in Statistics - Theory and Methods* 2008b. **37**(3): 425-442

NOOROSSANA, R.; EYVAZIAN, M.; VAGHEFI, A. Phase II monitoring of multivariate simple linear profiles. *Computers & Industrial Engineering* 2010, **58**: 563-570.

PACELLA, M.; SEMERARO, Q. Monitoring roundness profiles based on an unsupervised neural. *Computers & Industrial Engineering* 2011, **60**(4) 677-689.

PEDOTT, A. H e FOGLIATTO, F. S. Estudos de repetitividade e reprodutividade para dados funcionais. **Produção**. 23 (3), pp. 548-560, 2013.

RAMSAY, J. O.; SILVERMAN, B. W. *Functional data analysis* (2^a ed.). Springer: New York, 2005.

RIBEIRO, J. L. D. Tratamento de Dados Qualitativos: Técnicas e Aplicações. Porto Alegre, RS: FEENG/UFRGS, PPGE/UFRGS, 2003.

SHIAU, J.; HUANG, H.; LIN, S.; TSAI, M. Monitoring nonlinear profiles with random effects by nonparametric regression. *Communications in Statistics - Theory and Methods* 2009, **38**: 1664-1679.

SOLEIMANI, P.; NOOROSSANA, R.; AMIRI, A. Simple linear profiles monitoring in the presence of within profile autocorrelation. *Computers & Industrial Engineering* 2009, **57**:1015–1021.

- WALKER, E.; WRIGHT, S. P. Comparing curves using additive models. *Journal of Quality Technology* 2002, **34**: 118-129.
- WILLIAMS, J. D.; WOODALL, W. H.; BIRCH, J. B. Statistical monitoring of nonlinear product and process quality profiles. *Quality and Reliability Engineering International* 2007, **23**: 925-941.
- WOODALL, W. H.; SPITZNER, D. J.; MONTGOMERY, D. C.; GUPTA, S. Using Control Charts to Monitor Process and Product Quality Profiles. *Journal of Quality Technology* 2004. **36**(3): 309-320.
- WOODALL, W. H. Current research on profile monitoring. *Produção* 2007. **17**: 420-425.
- ZARANDI, M. H. F.; ALAEDDINI, A. Using Adaptive Nero-Fuzzy Systems to Monitor Linear Quality Profile. *Journal of Uncertain Systems* 2010, **4**(2): 147-160.
- ZHANG, J.; LI, Z.; WANG, Z. Control chart based on likelihood ratio for monitoring linear profiles. *Computational Statistics and Data Analysis* 2009. **53**: 1440-1448.
- ZOU, C.; ZHOU, C.; WANG, Z.; TSUNG, F. A Self-Starting Control Chart for Linear Profiles. *Journal of Quality Technology* 2007. **39**(4): 364-375.

3 ARTIGO 2 - Uso de Cartas de Controle para o Monitoramento de Perfis: Revisão da Literatura

Alexandre Pedott – pedott@producao.ufrgs.br

Flávio Sanson Fogliatto – ffogliatto@producao.ufrgs.br

Resumo: Este artigo apresenta um estudo sobre o estado da arte do monitoramento de perfis. Em muitas situações as características de qualidade de produtos e processos de fabricação são descritas por dados funcionais. Dados funcionais ocorrem quando a variável de resposta é caracterizada por uma coleção de dados que formam um perfil ou curva. Este trabalho investigou os métodos desenvolvidos para o monitoramento de produtos e processos descritos por dados funcionais. Foram identificadas as principais abordagens de pesquisa em monitoramento de perfis, incluindo os modelos matemáticos e as cartas de controles usadas nessas abordagens. As pesquisas de monitoramento de perfis envolvem a modelagem de dados por regressões lineares e não lineares, entre outras.

Palavras-chave: análise de dados funcionais, monitoramento de perfis, controle estatístico de processo, cartas de controle

Abstract: This article presents a study on the state of the art on profile monitoring. In many situations the quality of products and manufacturing processes are described by functional data. Functional data are a collection of data points organized as a profile or curve. This study investigates the methods developed for monitoring of products and processes described by functional data. It was identified the main research approaches in Monitoring Profiles, including mathematical models and control charts propositions. MP's research involves modeling data using linear and nonlinear regressions, among others.

Keywords: functional data analysis, profile monitoring, statistical process control, control charts.

3.1 INTRODUÇÃO

A garantia da qualidade se tornou uma estratégia fundamental de negócio. A melhoria da qualidade depende de como os usuários e consumidores percebem os produtos. Essa percepção é descrita por características de qualidade dos produtos. Tais características são influenciadas por diversos fatores que compõem o processo de fabricação dos produtos. A fabricação de produtos com características especiais de uso e consumo pode ser monitorada através de dispositivos e aparatos de monitoramento e aquisição de dados. Os dados mostram os processos como um agregado de variações. A qualidade é inversamente proporcional a essas variações (MONTGOMERY, 2009).

A Engenharia da Qualidade (EQ) disseminou o uso de técnicas e ferramentas para a qualidade. Tais técnicas devem ser empregadas para prevenir e reduzir as perdas provocadas pelas variações dos processos industriais. O controle de qualidade (CQ) envolve a adoção de um conjunto de atividades para assegurar que os produtos atendam às exigências dos clientes. Como a variação é a principal razão para a baixa qualidade dos produtos e processos, técnicas estatísticas são as mais indicadas para a análise dos dados deles provenientes (MONTGOMERY, 2009).

O controle estatístico de processo (CEP) é um método estatístico usado no CQ. A aplicação do CEP é dividida em duas fases: (i) Fase I – para verificação da estabilidade, capacidade e parâmetros do processo; e (ii) Fase II – para monitoramento e identificação de situações fora de controle e avaliação da capacidade do processo. Diferentes abordagens foram desenvolvidas para aplicação do CEP. A abordagem tradicional, utilizada amplamente na indústria, aplica cartas de controle (CC) a situações em que a característica de qualidade é descrita por dados variáveis. A variável controlada é descrita por um valor único. Um pressuposto básico para essa abordagem é que os dados devem ser normalmente, independentemente e identicamente distribuídos (iid). Os modelos de CCs devem ser apropriados aos tipos de dados amostrados do processo. Na abordagem tradicional, as CCs são usadas sem mudanças planejadas das condições controladas. Abordagens distintas para as CCs foram desenvolvidas para situações em que os pressupostos de dados iid não são satisfeitos. CC multivariadas foram desenvolvidas para aplicações em que várias características de qualidade correlacionadas devem ser controladas simultaneamente. As CCs também se aplicam a situações em que os dados são atributos (MONTGOMERY, 2009).

Existem situações em que a variável de resposta é dada por uma coleção de dados que formam um perfil ou uma curva. Neste caso, a variável de resposta é dependente de outra variável. Essas respostas são denominadas de variáveis ou dados funcionais. Um exemplo geral de um dado funcional é o comportamento da medida da altura de uma pessoa durante a fase de crescimento, em função da idade. A análise de dados funcionais (ADF) se divide em duas áreas: (i) modelagem e representação de dados; e (ii) análise de variância de dados funcionais. Os trabalhos relacionados à EQ estão concentrados no segundo grupo (RAMSAY e SILVERMAN, 2005).

A análise de dados funcionais no campo da EQ envolve a aplicação de métodos para a otimização e o monitoramento de produtos e processos de fabricação. Os métodos de otimização aplicam adaptações da análise de variância (ANOVA – *analysis of variance*) para dados funcionais. Os métodos de monitoramento estão relacionados ao controle estatístico da qualidade de dados funcionais (RAMSAY e SILVERMAN, 2005; WOODALL, 2007).

O controle estatístico da qualidade de dados funcionais é denominado monitoramento de perfil (MP). O MP é um campo de pesquisa relativamente novo, mas que cresce rapidamente. O MP é usado para avaliar a estabilidade das curvas ao longo do tempo. Entre as principais demandas estão a capacidade de detectar qualquer alteração na forma da função e a simplicidade do modelo do perfil (WOODALL, 2007).

O objetivo geral deste trabalho é investigar os métodos atuais empregados no controle estatístico de produtos e processos descritos por dados funcionais. Os objetivos específicos são: (i) mapear as abordagens de pesquisa em MP; (ii) identificar os modelos matemáticos usados nessas abordagens; e (iii) identificar as oportunidades de pesquisa em MP. O atendimento desses objetivos deve contribuir para o fomento de pesquisas no desenvolvimento de métodos de análise adaptados aos dados funcionais. Esse trabalho também se justifica para indicar as questões de pesquisas mais relevantes na análise de dados funcionais, no contexto da EQ.

A seção 3.2 deste artigo apresenta a descrição do método de pesquisa. A seção 3.3 apresenta os principais aspectos relacionados às abordagens avaliadas na revisão dos trabalhos em MP. A análise e a discussão dos trabalhos pesquisados foram descritos na seção 3.4. Por fim, a seção 3.5 apresenta a conclusão deste trabalho.

3.2 PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS

O método de pesquisa deste trabalho envolve a revisão sistemática com metanálises dos trabalhos publicados sobre MP. Foram incluídos nesta pesquisa todos os artigos relacionados ao controle estatístico da qualidade de produtos e processos de fabricação descritos por perfis. Artigos relacionados aos campos de pesquisa da medicina, biologia agricultura e física foram excluídos. Os livros, capítulos de livros e artigos de conferências e congressos também foram excluídos dessa pesquisa.

A pesquisa utilizou todas as bases de dados da plataforma *Web of Science*. A busca foi realizada através da combinação da palavra-chave *profile monitoring* com as seguintes palavras: (i) *functional data*; (ii) *statistical process control*; (iii) *SPC*; (iv) *control charts*; (v) *linear profile*; e (vi) *nonlinear profile*. Uma pesquisa complementar com as mesmas combinações de palavras-chaves foi realizada na base de dados do programa de buscas Google Acadêmico, devido ao pequeno número de trabalhos publicados.

A seleção foi realizada através da análise individual dos artigos. Não foram feitas restrições em relação à data de publicação. Resultados relacionados a patentes de propriedade intelectual foram excluídos. O número de artigos selecionados foi dado pela pertinência em relação ao tema da pesquisa. Os artigos relacionados às técnicas multivariadas de controle estatístico de processo foram incluídos apenas quando se referiam ao monitoramento de dados funcionais.

Foram encontrados 86 artigos relevantes. Entretanto, 11 artigos foram excluídos por terem sido publicados em anais de conferências e congressos e 11 foram excluídos por apresentarem abordagens de análise multivariada. Os 64 artigos restantes foram organizados em uma planilha. A planilha foi estruturada para permitir a classificação dos artigos nos seguintes campos: Título, Autores, Ano de Publicação, Resumo, Palavras-Chaves, Fase de Aplicação, Tipo de Dado Funcional, Modelagem do Perfil, Estudo de Caso e Revista.

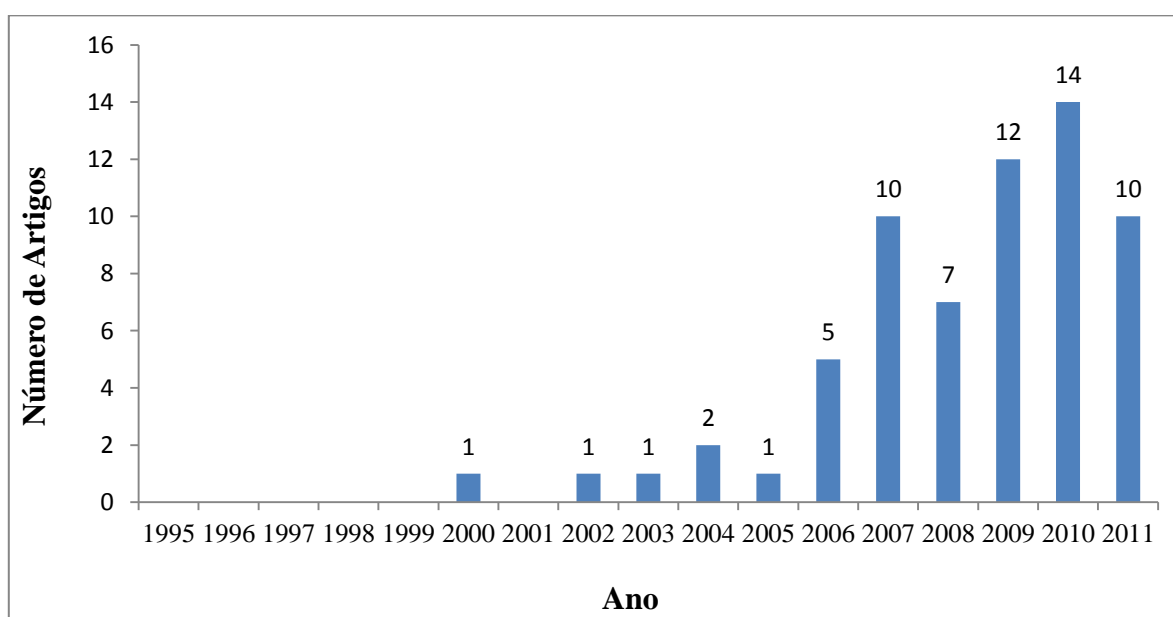
A classificação dos artigos foi usada para identificar as principais abordagens e os métodos matemáticos usados no MP. Os dados organizados foram usados para a análise e discussão do estado da arte sobre MP.

3.3 RESULTADOS

O MP é um tema de pesquisa recente. O primeiro trabalho que usou o termo monitoramento de perfil foi publicado no ano 2000 (KANG e ALBIN, 2000). O método proposto utiliza cartas de controle multivariadas para monitorar os parâmetros de inclinação e interceptação de um modelo de perfil linear. A Figura 3.1 apresenta a distribuição dos artigos por ano de publicação. Quase 90% dos artigos foram publicados a partir do ano 2006. Em 2007 ocorreram 10 publicações sobre o tema. Em 2010 foram publicados 14 artigos sobre MP.

As palavras-chaves indicadas nos artigos foram quantificadas e ordenadas de acordo com a ocorrência. Foram encontradas 174 palavras-chaves diferentes. O termo *Profile Monitoring* foi citado em 28% dos artigos. A palavra-chave *Statistical Process Control* e a sigla SPC foram usadas em 62% dos artigos. Considerando as palavras citadas anteriormente, e as palavras-chaves *Functional Data* e *Control Charts*, chega-se a 85% dos artigos referenciados. Os demais artigos selecionados usam palavras-chaves com termos associados a abordagens para o uso de cartas de controle. Por exemplo, as palavras-chaves *Exponentially Weighted Moving Average Chart (EWMA)* e *Multivariate Statistical Process Control* foram citadas em 10 e 8 artigos, respectivamente.

Figura 3.1 – Distribuição dos artigos por ano de publicação – consulta em set/2011



As abordagens para o monitoramento de perfis enfocam, principalmente, duas categorias de dados funcionais. A primeira categoria se refere aos dados que podem ser modelados por uma regressão linear simples. Tais dados compõem o que é denominado um perfil linear. A segunda categoria se refere aos dados funcionais não lineares. Alguns trabalhos apresentam propostas para dados funcionais não lineares polinomiais.

As abordagens envolvem a aplicação de métodos em duas fases do monitoramento. A primeira fase, denominada Fase I, destina-se a avaliar a estabilidade e estimar os parâmetros do processo. A Fase II tem por objetivo assinalar imediatamente quando o processo torna-se instável ou fora de controle. Métodos para a Fase II devem ser aplicados depois de obtida a estabilidade, observada na Fase I. Assim, o MP na Fase I é fundamental para orientar a previsibilidade e o controle do processo no futuro. Entretanto, nem sempre é possível aplicar métodos apropriados à Fase I. A maioria dos trabalhos em CC para o MP é sobre métodos e seu desempenho, na Fase II (MAHMOUD e WOODALL, 2004; WOODALL, 2007; ZOU *et al.*, 2007a).

A Figura 3.2 apresenta a distribuição dos trabalhos publicados de acordo com a fase de aplicação e a categoria de dado funcional. Foram encontrados 37 artigos que abordam modelos lineares e 15 artigos que abordam modelos não lineares. Três artigos se referem a ambos os modelos. Alguns perfis não lineares são tratados em abordagens específicas, tais como o modelo binário (YEH *et al.*, 2009) e o polinomial (KAZEMZADEH *et al.*, 2009 e AMIRI *et al.*, 2009). Considerando a fase de aplicação do controle estatístico da qualidade, foram encontrados 14 artigos que se referem à Fase I e 41 artigos que se referem à Fase II. Cinco artigos se referem às duas fases. Por fim, quatro artigos são de revisão da literatura (MEGAHED *et al.*, 2011; WOODALL, 2007; JENSEN *et al.*, 2006; WOODALL *et al.*, 2004).

Figura 3.2 Sumário dos artigos classificados por fase de aplicação e modelo de perfil

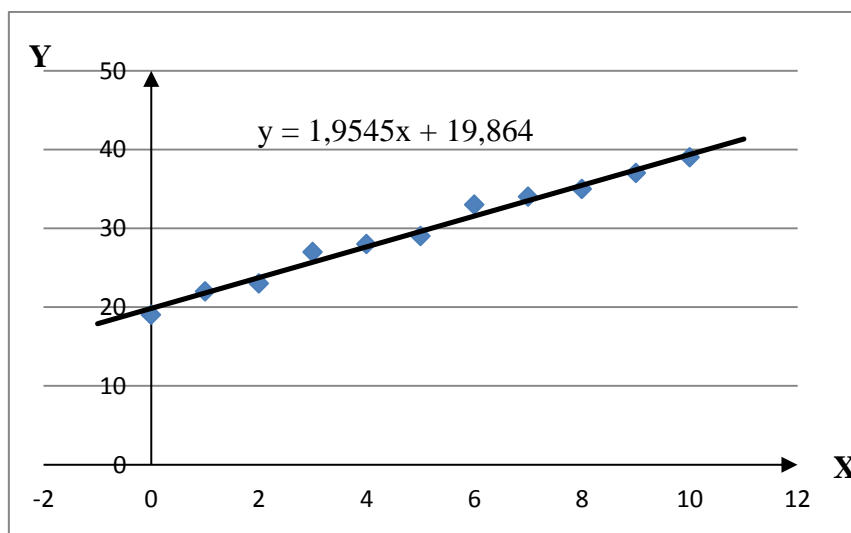
Fase I		Fase II	
Linear	Não Linear	Linear	Não Linear
Hosseinifard <i>et al.</i> (2011)	Jensen e Birch (2009)	Noorossana <i>et al.</i> (2011)	Fan <i>et al.</i> (2011)
Razavi <i>et al.</i> (2010)	Shiau <i>et al.</i> (2009)	Pacella e Semeraro (2011)	Painabara e Jin (2011)
Ho <i>et al.</i> (2010)	Moguerza <i>et al.</i> (2007)	Kusiak <i>et al.</i> 2011	Chen e Nembhard (2010)
Zarandi e Alaeddini (2010)	Williams <i>et al.</i> (2007)	Eyvazian <i>et al.</i> (2011)	Qiu e Zou (2010)
Zhu e Lin (2010)	Ding <i>et al.</i> (2006)	Colosimo e Pacella (2010)	Qiu <i>et al.</i> (2010)
Noorossana <i>et al.</i> (2010b)		Chen e Nembhard (2010)	Changa e Yadama (2010)
Jensen <i>et al.</i> (2008)		Li e Wang (2010)	Zou <i>et al.</i> (2009)
Noorossana <i>et al.</i> (2008a)		Zhu e Lin (2010)	Vaghefi <i>et al.</i> (2009)
Mahmoud (2008)		Noorossana <i>et al.</i> (2010a)	Chicken <i>et al.</i> (2009)
Kazemzadeh <i>et al.</i> (2008)		Zarandi e Alaeddini (2010)	Shiau <i>et al.</i> (2009)
Mahmoud <i>et al.</i> (2007)		Saghaei <i>et al.</i> (2009)	Zou <i>et al.</i> (2008)
Wang e Tsung (2005)		Samimi <i>et al.</i> (2009)	Jeong <i>et al.</i> (2006)
Mahmoud e Woodall (2004)		Zhang <i>et al.</i> (2009)	
Hawkins e Qiu (2003)		Zhang e Albin (2009)	
		Li e Chen (2009)	
		Soleimani <i>et al.</i> (2009)	
		Saghaei <i>et al.</i> (2009)	
		Mahmoud <i>et al.</i> (2009)	
		Jensen <i>et al.</i> (2008)	
		Noorossana <i>et al.</i> (2008a)	
		Colosimo <i>et al.</i> (2008)	
		Noorossana <i>et al.</i> (2008b)	
		Niaki <i>et al.</i> (2007)	
		Zou <i>et al.</i> (2007a)	
		Colosimo e Pacella (2007)	
		Staudhamme <i>et al.</i> (2007)	
		Zou <i>et al.</i> (2007b)	
		Gupta <i>et al.</i> (2006)	
		Zou <i>et al.</i> (2006)	
		Wang e Tsung (2005)	
		Kim <i>et al.</i> (2003)	
		Kang e Albin (2000)	

Perfis Lineares

Existem muitos exemplos em que a característica do produto deve ser monitorada por um perfil linear. Soleimani *et al.* (2009) apresentam um estudo de caso no campo da agricultura. Um conjunto de seis medidas diferentes de uma maçã forma um perfil linear. Li e Chen (2009) consideram a posição espacial de quatro pinos na montagem de um automóvel. O perfil linear é formado pelas medições de quatorze sensores óticos de coordenadas usados no posicionamento das partes a serem unidas. Kusiak *et al.* (2011) observaram perfis lineares em turbinas de vento para geração de energia limpa. O exemplo mais recorrente na literatura envolve perfis de medições geométricas usadas em calibrações (COLOSIMO e PACELLA, 2010; CHEN e NEMBHARD, 2010; NOOROSSANA *et al.*, 2010a; KAZEMZADEH *et al.*, 2008; MAHMOUD *et al.*, 2007).

A Figura 3.3 mostra um conjunto de pontos que formam um perfil linear. O modelo do perfil é a reta que melhor se ajusta aos pontos. No gráfico, o ajuste foi obtido a partir de uma regressão linear simples.

Figura 3.3 Perfil linear ajustado por uma regressão linear simples



Um perfil é dado por n ($n > 1$) valores de uma variável de resposta Y medidos ao longo de uma ou mais variáveis explanatórias X . O tipo de modelo do perfil é dado pela

expressão matemática da dependência de Y em relação a X (WOODALL, 2007). Mahmoud e Woodall (2004) apresentam um modelo matemático para a variável de resposta, dado por: $Y_{ij} = A_{0j} + A_{1j}X_i + \varepsilon_{ij}$ onde $i = 1, 2, \dots, n; j = 1, 2, \dots, k$ (número de observações). A_{0j} é o parâmetro de intersecção da reta com o eixo vertical, A_{1j} é o parâmetro de inclinação e ε_{ij} é o parâmetro de variância. A abordagem de modelos lineares consiste em combinar um modelo paramétrico de dados funcionais em uma CC. O modelo paramétrico é usado para representar um dado funcional caracterizado por um comportamento previsível. O MP é eficiente para identificar desvios de estabilidade de um perfil a partir de mudanças nos parâmetros deste modelo paramétrico. Os parâmetros do modelo são monitorados em CC multivariadas e os resíduos em CC univariada (COLOSIMO *et al.*, 2008).

Os parâmetros típicos para modelos lineares são a intersecção do perfil no eixo da abscissa (eixo Y), a inclinação da reta e o parâmetro de variância. A maioria dos métodos propostos pressupõe que os parâmetros de variância sejam normalmente e iid. Esses pressupostos decorrem do tipo de método usado para o MP. Kang e Albin (2000) propõem o uso de CCs EWMA e multivariada baseada na estatística T^2 de Hotelling. Noorossana *et al.* (2008a) avaliam os efeitos da não normalidade no desempenho de MP de modelos lineares. Em outro trabalho, Noorossana *et al.* (2008b) avaliam os efeitos da autocorrelação dos dados. Soleimani *et al.* (2009) também investigaram perfis lineares com autocorrelação interna. Tanto a não normalidade, quanto a autocorrelação dos dados podem provocar distorções no desempenho do modelo.

Alguns trabalhos apresentam uma combinação de testes estatísticos com CC. Mahmoud *et al.* (2007) desenvolveram um método para detectar o ponto de mudança na estabilidade dos parâmetros de regressão, baseado no teste da razão de verossimilhança (LRT – *likelihood ratio test*). O uso do método baseado no ponto de mudança foi demonstrado na aplicação a dados de calibração da Agência Aeroespacial Norte-Americana (NASA). Zou *et al.* (2006) propuseram um método de ponto de mudança para o MP lineares quando os parâmetros do processo não são conhecidos.

A Figura 3.4 apresenta um resumo das principais abordagens matemáticas para o MP lineares. O quadro lista as CC mais comuns presentes nestes trabalhos. Os métodos apresentam a combinação de parâmetros de regressões lineares simples com modelos de cartas de controle univariadas e multivariadas. Alguns autores apresentam propostas com o uso de mais de um tipo de CC no mesmo trabalho.

Figura 3.4 Resumo dos principais modelos matemáticos para o MP linear

Modelagem Matemática	Carta de Controle	Artigos
Regressão Linear Simples	CUSUM e EWMA	Colosimo e Pacella (2010); Li e Wang (2010); Noorossana <i>et al.</i> (2010); Zhang <i>et al.</i> (2009); Soleimani <i>et al.</i> (2009); Saghaei <i>et al.</i> (2009); Mahmoud <i>et al.</i> (2009); Noorossana <i>et al.</i> (2008a); Noorossana <i>et al.</i> (2008b); Zou <i>et al.</i> (2007a); Gupta <i>et al.</i> (2006) e Kang e Albin (2000).
	LRT	Eyvazian <i>et al.</i> (2010); Noorossana <i>et al.</i> (2010); Soleimani <i>et al.</i> (2009); Zhang <i>et al.</i> (2009); Mahmoud <i>et al.</i> (2007) e Zou <i>et al.</i> (2006).
	Hotelling T^2	Zhu e Lin (2010); Noorossana <i>et al.</i> (2010); Noorossana <i>et al.</i> (2008a); Kazemzadeh <i>et al.</i> (2008); Noorossana <i>et al.</i> (2008b); Jensen <i>et al.</i> (2008); Mahmoud e Woodall (2004); Kim <i>et al.</i> (2003) e Kang e Albin (2000).
Regressão Linear Multivariada e Polinomial	EWMA e Hotelling T^2	Zou e Qiu (2009); Kazemzadeh <i>et al.</i> (2008); Jensen <i>et al.</i> (2008); Zou <i>et al.</i> (2007b); Mahmoud e Woodall (2004); Kim <i>et al.</i> (2003) e Kang e Albin (2000).
Redes Neurais Artificiais		Hosseinifard <i>et al.</i> (2011); Pacella e Semeraro (2011); Kusiak <i>et al.</i> (2011) e Zarandi e Alaeddini (2010).

Kazemzadeh *et al.* (2008) propõem uma abordagem para a análise de múltiplas regressões lineares, na Fase II do CEP. A variável de resposta do perfil é monitorada através dos parâmetros de intersecção, inclinação e variância dos modelos lineares. O método proposto apresenta um bom desempenho na detecção de mudanças nos parâmetros de processos de perfis de alta dimensão espacial. O trabalho inclui um procedimento para identificação das fontes de variação e localização das amostras fora de controle. Em outro trabalho, Kazemzadeh *et al.* (2009) propõem um método para MP polinomial de ordem k . O perfil polinomial é monitorado através dos parâmetros de uma regressão polinomial ortogonal. Os parâmetros do modelo transformado são monitorados por CC EWMA individuais. O método se torna muito trabalhoso a medida que k aumenta devido ao número excessivo de CCs.

A aplicação de métodos de redes neurais artificiais surgiu como nova abordagem para o MP. Dos seis trabalhos publicados em 2011, três aplicam essa abordagem. Antes disso, apenas um artigo foi publicado em 2010. Zarandi e Alaeddini (2010) propuseram um método para MP linear baseado em Sistemas de Inferência Neuro-Fuzzy Adaptado (ANFIS – Adaptive Neuro-Fuzzy Inference Systems). O método consiste na geração de um modelo base composto por vetores de entrada e saída de informações de cada perfil. A informação de entrada é dada pelos parâmetros da regressão linear (intersecção, inclinação e variância). O vetor de saída é acrescido da informação binária do estado do perfil (0, se sob controle e 1, se fora de controle). Um algoritmo é executado para gerar sinalizações quando um perfil sai do estado sob controle. Pacella e Semeraro (2011) desenvolveram um algoritmo capaz de classificar vetores similares, de acordo com categorias previamente armazenadas. O método de redes neurais não necessita de um modelo analítico para a descrição estatística do perfil (PACELLA e SEMERARO, 2011). Hosseinifard *et al.* (2011) e Kusiak *et al.* (2011) usaram redes neurais artificiais para detectar e classificar mudanças na estabilidade em perfis de modelo linear.

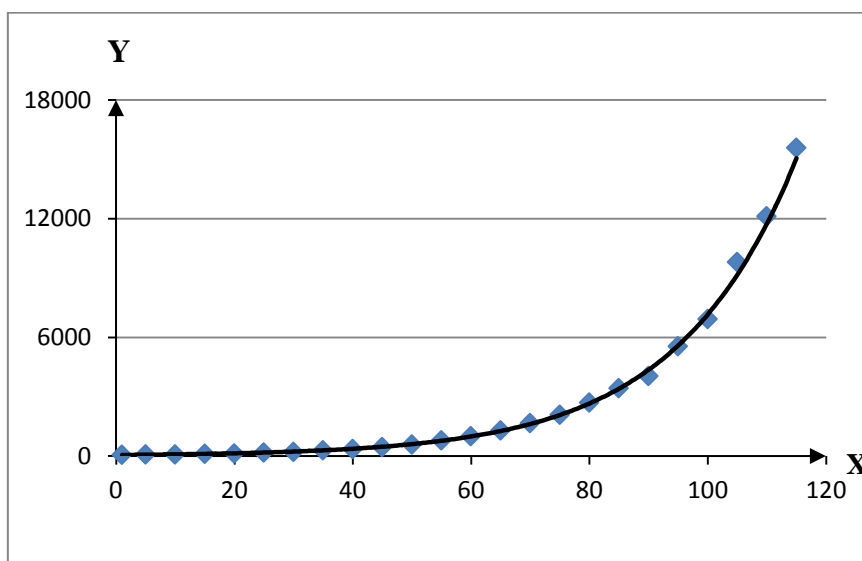
A verificação da eficiência dos métodos propostos é feita através da avaliação do desempenho das CCs. Uma forma de identificar a capacidade do modelo é o método do tamanho médio de corrida (ARL – *average run length*). O método ARL é usado para avaliar o poder de uma CC, na Fase II. O ARL indica o número médio de corridas que uma CC executa para indicar uma mudança na estabilidade do processo (GUPTA *et al.*, 2006). O ARL foi abordado em 13 trabalhos pesquisados. Gupta *et al.* (2006) e Colosimo e Pacella (2010) apresentam estudos comparativos de métodos para o MP linear em que o resultado é avaliado pelo ARL de cada CC.

Índices de capacidade do processo são muito usados para avaliar a capacidade de processos de fabricação descritos por dados univariados. Esses indicadores são obtidos a partir dos dados registrados em CCs. Os indicadores podem ser calculados na Fase I, para a definição preliminar da capacidade do processo, ou na Fase II, para monitoramento contínuo (MONTGOMERY, 2009). Uma consequência lógica para as pesquisas em MP seria a determinação da capacidade dos processos descritos por perfis. Entretanto, apenas um trabalho sobre o assunto foi localizado nesta pesquisa. Razavi *et al.* (2010) propuseram um método para determinar a capacidade de um perfil linear através do cálculo de indicadores para a intersecção com o eixo vertical e para a inclinação, independentemente.

Perfis Não Lineares

Em muitas aplicações, modelos mais complexos são necessários para representar a forma de um perfil. Destacam-se as pesquisas que envolvem modelos não-lineares, modelos mistos e modelos de coeficientes *wavelet*. Existem vários exemplos na literatura de MP de características representadas por modelos não lineares. Por exemplo, a densidade de placas de madeira (WALKER e WRIGHT, 2002), fator de perdas de um capacitor de alumínio (QIU *et al.*, 2010) e a espessura da bolacha de um semiconductor (CHICKEN *et al.*, 2009). A Figura 3.5 apresenta um modelo genérico de perfil não linear ajustado por uma regressão exponencial. O modelo de regressão exponencial apresenta dois ou três parâmetros associados à escala e à forma.

Figura 3.5 Perfil não linear ajustado por uma regressão exponencial



Um modelo geral para perfis não lineares foi apresentado por Williams *et al.* (2007). O modelo matemático para o perfil é dado por: $y_{ij} = f(\mathbf{x}_{ij}, \boldsymbol{\beta}_i) + \varepsilon_{ij}$, onde \mathbf{x}_{ij} é o vetor regressor da j -ésima observação do i -ésimo perfil, $\boldsymbol{\beta}_i$ é o vetor dos parâmetros do i -ésimo perfil e ε_{ij} é o erro aleatório. Assume-se que ε_{ij} siga uma distribuição normal e iid. O trabalho envolve um modelo logístico de quatro parâmetros (A , B , C e D), que descreve o perfil da dose de uma droga monitorada, como mostra a equação destacada a seguir.

$$y_{ij} = A_i + \frac{D_i - A_i}{1 + (x_{ij}/C_i)^{B_i}} + \varepsilon_{ij} \quad (1)$$

Uma característica comum na modelagem de perfis não lineares é a alta dimensionalidade dos parâmetros de regressão. Assim, uma prática frequente é combinar uma técnica de redução dimensional ao monitoramento por CCs (COLOSIMO e PABELLA, 2007). A técnica mais usada na redução dimensional para MP é análise de componentes principais (PCA – *Principal Component Analysis*) (RAMSAY e SILVERMAN, 2005).

Outro procedimento para a análise de modelos não lineares é a suavização dos perfis. O método de suavização é um elemento essencial da ADF. Através da suavização estima-se uma função que representa o conjunto de dados discretos observados. A suavização permite encontrar valores esperados da curva para os pontos da vizinhança que não foram medidos nas variáveis de respostas. Um método de suavização simples aplica uma função formada pela combinação linear das observações discretas. Um método complexo aplica uma função formada pela combinação linear de funções de base bem conhecidas, tais como séries de Fourier, bases polinomiais, funções *splines* e bases *wavelets* (WILLIAMS *et al.*, 2007; RAMSAY e SILVERMAN, 2005; WOODALL *et al.*, 2004).

O sistema de funções de base de Fourier é o mais conhecido para dados funcionais periódicos. Para o caso de dados funcionais não periódicos, a escolha mais comum é o sistema de bases do tipo *spline*. A suavização por *B-splines* filtra o perfil e reduz a sua dimensionalidade (CHICKEN *et al.*, 2009). A suavização por bases *wavelet* separa a informação de forma e de ruído de um perfil não linear. O uso da aproximação por *wavelets* é recomendado quando a forma do perfil é muito complexa. Em qualquer cenário, monitorar apenas uma parcela dos coeficientes modelados pode tornar o método ineficiente para o MP (PAINABARA e JIN, 2011; RAMSAY e SILVERMAN, 2005; WOODALL *et al.*, 2004).

A Figura 3.6 apresenta um resumo dos trabalhos publicados em MP não lineares. Foram identificadas duas abordagens para redução da complexidade dos modelos matemáticos. Para cada abordagem foram identificadas técnicas de ADF e as CCs usadas no MP. Shiau *et al.* (2009) desenvolveram um esquema para o monitoramento de perfis não lineares com efeitos aleatórios. A técnica de PCA foi usada pra analisar a estrutura de covariância dos perfis. Cartas de controle baseadas em escores de componentes principais e Hotelling T^2 foram usadas para monitorar a estabilidade do processo. Os métodos foram

aplicados às fases I e II do CEP. A eficiência do método foi avaliada através do ARL. Em outro trabalho, Changa e Yadama (2010) combinaram métodos de *wavelet* e funções de base *B-splines* para o monitoramento de processos. Chen e Nembhard (2007) apresentaram um método de CC de alta dimensão para o MP não linear. O método foi baseado na estatística do teste de Neyman Adaptado para os coeficientes da série de Fourier transformada do perfil.

Figura 3.6 Resumo dos principais modelos matemáticos para o MP não linear

Modelagem Matemática	Técnica de ADF	Carta de Controle	Artigos
Redução dimensional	PCA	Hotelling T^2	Shiau <i>et al.</i> (2009); Ding <i>et al.</i> (2006) e Jensen e Birch (2009)
Alta dimensionalidade	Transformada de Fourier	Teste de Neyman Adaptativo	Chen e Nembhard (2007)
Suavização	B-Splines	Hotelling T^2	Changa e Yadama (2010)
	Wavelets	LRT e Hotelling T^2	Painabara e Jin (2011); Chicken <i>et al.</i> (2009); Jeong <i>et al.</i> (2006) e Williams <i>et al.</i> (2007)
	Local Linear Kernel	EWMA	Qiu e Zou (2010); Qiu <i>et al.</i> (2010); Fan <i>et al.</i> (2011) e Vaghefi <i>et al.</i> (2009)
		LRT	Zou <i>et al.</i> (2009); Zou <i>et al.</i> (2008)

Moguerza *et al.* (2007) usaram a máquina de vetores de apoio (SVM – support vector machines) para monitorar os perfis ajustados, ao invés dos parâmetros de modelos dos perfis. A simplicidade e efetividade do método foram comparadas com outras abordagens estatísticas.

A Tabela 3.1 apresenta os cinco trabalhos mais citados dentre os selecionados nesta pesquisa. Os trabalhos selecionados foram publicados em 25 revistas. Cerca de 50% dos trabalhos foram publicados em quatro revistas: *Journal of Quality Technology* (15), *Quality and Reliability Engineering International* (9), *IIE Transactions* (5) e *Technometrics* (4).

Tabela 3.1 Artigos mais citados

Artigo	Total de Citações
Woodall <i>et al.</i> (2007)	98
Kang e Albin (2000)	83
Kim <i>et al.</i> (2003)	73
Mahmoud <i>et al.</i> (2007)	49
Williams <i>et al.</i> (2007)	38

3.4 ANÁLISE E DISCUSSÃO

O MP é um tema de pesquisa recente. Esse tema foi consolidado a partir do ano de 2006. O interesse dos pesquisadores aumenta na medida em que aumenta a disponibilidade de informação sobre as características de qualidade dos produtos e processos de fabricação. O número de exemplos de características descritas por perfis aponta para uma defasagem entre o desenvolvimento de métodos de MP e a necessidade prática da EQ.

O MP envolve a aplicação de métodos matemáticos em duas fases de implantação. Muitos trabalhos pesquisados reconhecem a importância das duas fases do processo de MP. Woodall *et al.* (2004) destacaram a diferença nos objetivos das duas fases. A Fase I tem um papel fundamental para implantação da Fase II. A Fase I deve ser usada para conhecer as variações e avaliar a estabilidade do processo. A partir da Fase I se estabelece o modelo de desempenho para o processo sob controle. Entretanto, somente 22% dos trabalhos abordam a Fase I. Aproximadamente 64% dos métodos foram desenvolvidos somente para a Fase II. O enfoque maior dado a Fase II do CEP decorre da necessidade de soluções de problemas práticos no monitoramento de produtos e processos de fabricação.

O MP envolve a análise e avaliação de diferentes modelos de perfis. A pesquisa relacionou perfis lineares, não lineares, polinomiais, binários e de alta dimensão. A abordagem mais comum ocorreu para MP linear. Aproximadamente 58% dos artigos abordam perfis lineares e 23% perfis não lineares. As pesquisas nessa área encontram mais facilidade devido à menor complexidade matemática. A Figura 3.4 mostrou a combinação de diferentes

modelagens e CCs usadas no MP linear. Abordagens mais complexas para perfis lineares usam modelos de CCs multivariadas.

Assim, observa-se um enfoque significativamente maior nas pesquisas de modelos lineares na fase II. Métodos para modelos não lineares, aplicados na fase I, representam menos de 10% das pesquisas em MP. Considerando que a informatização dos processos aumenta o surgimento de perfis não lineares, essa constatação sugere uma orientação para pesquisas futuras em MP. Constataram-se também, que existem poucas propostas para ambas as fases e ambos os modelos. Assim, reforça-se a necessidade de desenvolver uma solução mais abrangente.

As principais abordagens usam CCs multivariadas e univariadas para controlar os parâmetros dos modelos de regressão. Entre as cartas mais usadas aparecem a EWMA, a T^2 e a LRT. Esses métodos são adaptações das CCs tradicionais usadas em situações que as características são descritas por valores únicos. Com isso, os pressupostos de normalidade e iid necessários ao monitoramento tradicional também devem ser satisfeitos no caso de MP. Da mesma forma que no uso de CCs multivariadas, a autocorrelação dos perfis deve ser verificada. Tanto a não normalidade, quanto a autocorrelação dos dados podem provocar distorções no desempenho do modelo.

Vários estudos apresentaram comparações entre os métodos propostos e os desenvolvidos anteriormente. Alguns artigos propuseram mais de uma abordagem para o MP. Os estudos comparativos usaram o ARL como medida de desempenho para apontar a eficiência das CCs. O ARL é um indicador da capacidade de uma CC detectar, com determinado nível de confiança, uma mudança em um dos parâmetros do perfil monitorado.

Por fim, foi possível observar o surgimento de uma nova abordagem para os estudos em MP. Os trabalhos mais recentes usaram algoritmos de redes neurais artificiais, ao invés dos métodos estatísticos tradicionais. Essa mudança ainda não pode ser avaliada com profundidade dentro do campo de pesquisa em MP, mas já aponta uma nova abordagem para as pesquisas futuras. Hosseinifard *et al.* (2011) demonstraram que a capacidade de detecção de mudanças na estabilidade de certos modelos de CCs de redes neurais pode ser superior às obtidas por outras abordagens.

3.5 CONCLUSÃO

A revisão literatura deste trabalho mostrou que o MP ganhou importância recentemente como um tema de pesquisa. A adaptação e o desenvolvimento de novos métodos estão atrasados em relação à necessidade prática. Essa necessidade aumenta com as facilidades propiciadas pelo avanço tecnológico dos sistemas de medição, transmissão e armazenamento de dados. O monitoramento de produtos e processos de fabricação que envolve a ADF emergem como uma necessidade crescente na área da EQ. Dados funcionais ocorrem quando uma observação da variável de resposta de interesse não é dada por um valor individual, mas por uma coleção de dados que formam um perfil ou curva. Produtos e processos caracterizados por dados funcionais devem ser analisados através de métodos apropriados a esse tipo de variável. Uma análise apropriada deve considerar conjuntamente todos os pontos observados na curva. A falta de métodos eficientes pode levar a comprometimento da qualidade dos produtos e processos de fabricação.

Este trabalho investigou os métodos desenvolvidos para o monitoramento de produtos e processos descritos por dados funcionais. Foram identificadas as principais abordagens de pesquisa em MP, incluindo os modelos matemáticos e as CCs usados nessas abordagens. As pesquisas de MP envolvem a modelagem de dados por regressões lineares e não lineares, entre outras. Os parâmetros resultantes são monitorados em CCs univariadas e multivariadas.

Algumas questões relevantes que surgiram no decorrer dessa pesquisa podem ser desdobradas em pesquisas futuras: (i) desenvolver métodos para cartas de controle aplicados a ambas as fases do controle e válidas para perfis lineares e não lineares; (ii) avaliar os métodos propostos para o monitoramento de perfis em outras áreas do conhecimento, tais como a medicina e física e (iii) aprofundar as pesquisas sobre redes neurais artificiais com potencial aplicação no MP.

3.6 REFERÊNCIAS

AMIRI, A.; JENSEN, W. A.; KAZEMZADEH, R. B. A Case study of monitoring polynomial profiles in automotive industry. *Quality and Reliability Engineering International* 2009, **26**: 509-520.

CHANG, S. I.; YADAMA, S. Statistical process control for monitoring non-linear profiles using wavelet filtering and B-spline approximation. *International Journal of Production Research* 2010, **48**: 1049-1068

CHEN, S.; NEMBHARD, B. A High-dimensional Control Chart for Profile Monitoring. *Quality and Reliability Engineering International* 2010, Published Online.

CHICKEN, E.; PIGNATIELLO Jr., J. J.; SIMPSON, J. R. Statistical Process Monitoring of Nonlinear Profiles Using Wavelets. *Journal of Quality Technology* 2009, **41**(2): 198-212.

COLOSIMO, B. M.; PACELLA M. On the use of principal component analysis to identify systematic patterns in roundness profiles. *Quality and Reliability Engineering International* 2007, **23**(6): 707-725.

COLOSIMO, B. M.; SEMERARO Q.; PACELLA M. Statistical Process Control for Geometric Specifications: On the Monitoring of Roundness Profiles. *Journal of Quality Technology* 2008, **40**(1): 1-18.

COLOSIMO, B. M.; PACELLA M. A comparison study of control charts for statistical monitoring of functional data. *International Journal of Production Research* 2010, **48**(6): 1575-1601.

DING, Y.; ZENG, L.; ZHOU, S. Phase I analysis for monitoring nonlinear profiles in manufacturing processes. *Journal of Quality Technology* 2006, **38**(3): 199-216.

EYVAZIAN, M.; NOOROSSANA, R.; SAGHAEI, A.; AMIRI, A. Phase II monitoring of multivariate multiple linear regression profiles. *Quality and Reliability Engineering International* 2011, **27**: 281-296.

FAN, S. K.; YAO, N. C.; CHANG, Y. J.; JEN, C. H. Statistical monitoring of nonlinear profiles by using piecewise linear approximation. *Journal of Process Control*. 2011, **21**(8): 1217-1229.

GUPTA, S.; MONTGOMERY, D. C.; WOODALL, W. H. Performance evaluation of two methods for online monitoring of linear calibration profiles. *International Journal of Production Research* 2006, **44**(10): 1927-1942.

HAWKINS, D. M.; QIU, P. The changepoint model for statistical process control. *Journal of Quality Technology* 2003, **35**: 355-366.

HO, L. L.; EL SAID, M.; KIM, R. W. Monitoring the Parameters of the Market Model by Linear Profile Procedures. *Economic Quality Control* 2010, **25**: 81-96.

HOSSEINIFARD, S. Z.; ABDOLLAHIAN, M.; ZEEPHONGSEKUL, P. Application of artificial neural networks in linear profile monitoring. *Expert Systems with Applications* 2011, **38**: 4920-4928.

JENSEN, W. A.; JONES L. A.; CHAMP, C. W.; WOODALL, W. H. Effects of parameter estimation on control chart properties: a literature review. *Journal of Quality Technology* 2006, **38**(4): 349-364.

JENSEN, W. A.; BIRCH J. B.; WOODALL, W. H. Monitoring Correlation Within Linear Profiles Using Mixed Models. *Journal of Quality Technology* 2008; **40**(2): 167-183.

JENSEN, W. A.; BIRCH J. B. Profile Monitoring via Nonlinear Mixed Models. *Journal of Quality Technology* 2009, **41**(1): 18-34.

JEONG, M. K.; LU, J.-C.; WANG, N. Wavelet-based SPC procedure for complicated functional data. *International Journal of Production Research*. 2006, **44**(4): 729-744

KANG, L.; ALBIN, S.L. On-line monitoring when the process yields a linear profile. *Journal of Quality Technology* 2000; **32**: 418-426.

KAZEMZADEH, R. B.; NOOROSSANA, R.; AMIRI, A. Phase I Monitoring of Polynomial Profiles. *Communications in Statistics - Theory and Methods* 2008, **37**(10): 1671-1686.

KAZEMZADEH, R. B.; NOOROSSANA, R.; AMIRI, A. Monitoring polynomial profiles in quality control applications. *Journal of Advanced Manufacturing Technology* 2009, **42**(7): 703-712.

KIM, K; MAHMOUD, M. A.; WOODALL, W. H. On the monitoring of linear profiles. *Journal of Quality Technology* 2003; **35**(3): 317-328.

KUSIAK, A.; ZHENG, H.; ZHANG, Z. Virtual Wind Speed Sensor for Wind Turbines. *Journal of Energy Engineering* 2011, **2011**: 59-69.

LI, S.; CHEN, Y. Sensor fault detection for manufacturing quality control. *Computers IIE Transactions* 2009, **41**: 605-614.

LI, Z.; WANG, Z. An exponentially weighted moving average scheme with variable sampling intervals for monitoring linear profiles. *Computers & Industrial Engineering* 2010, **59**: 630-637.

MAHMOUD, M. A., WOODALL, W. H. Phase I Analysis of Linear Profiles with Calibration Applications. *Technometrics* 2004, **46**: 377-391.

MAHMOUD, M. A.; PARKER, P. A.; WOODALL, W. H.; HAWKINS, D. M. A change point method for linear profile data. *Quality and Reliability Engineering International* 2007, **23**: 247-268.

MAHMOUD, M. A. Phase I Analysis of Multiple Linear Regression Profiles. *Communications in Statistics – Simulation and Computation* 2008, **40**(2):167-183.

MAHMOUD, M. A.; MORGAN, J. P.; WOODALL, W. H. The monitoring of simple linear regression profiles with two observations per sample. *Journal of Applied Statistics* 2009, **37**(8): 1249-1263.

MEGAHED, F. M. A.; WOODALL, W. H.; CAMELIO, J.A. A Review and Perspective on Control Charting with Image Data. *Journal of Quality Technology* 2011, **43**(2): 83-98.

MONTGOMERY, D. C. *Introduction to Statistical Quality Control*. New York: John Wiley and Sons, 2009.

MOGUERZA, J. M.; MUNOZ A.; PSARAKIS, S. Monitoring Nonlinear Profiles Using Support Vector Machines. *Progress in Pattern Recognition, Image Analysis and Applications* 2007, 2007: 574-583.

NIAKI, S. T. A.; ABBASI, B.; ARKAT, J. A generalized Linear Statistical Model Approach to Monitor Profiles. *IIE Transactions A* 2007, **20**(3): 233-242.

NOOROSSANA, R.; AMIRI, A.; SOLEIMANI, P. On the Monitoring of Autocorrelated Linear Profiles. *Communications in Statistics - Theory and Methods* 2008a, **37**(3): 425-442

NOOROSSANA, R.; VAGHEFI, A.; DORRI, M. The effect of non-normality on performance of linear profile monitoring. *Industrial Engineering and Engineering Management* 2008b. 2008: 262-266.

NOOROSSANA, R.; EYVAZIAN, M.; VAGHEFI, A. Phase II monitoring of multivariate simple linear profiles. *Computers & Industrial Engineering* 2010a, **58**: 563-570.

NOOROSSANA, R.; EYVAZIAN, M.; AMIRI, A.; MAHMOUD, A. M. Statistical monitoring of multivariate multiple linear regression profiles in Phase I with calibration application. *Quality and Reliability Engineering International* 2010b, **26**: 291-303.

NOOROSSANA, R.; VAGHEFI, A.; DORRI, M. Effect of Non-normality on the Monitoring of Simple Linear Profiles. *Quality and Reliability Engineering International* 2011, **27**(4): 425-436.

PACELLA, M.; SEMERARO, Q. Monitoring roundness profiles based on an unsupervised neural. *Computers & Industrial Engineering* 2011, **60**(4) 677-689.

PAYNABARA, K.; JIN, J. Characterization of non-linear profiles variations using mixed-effect models and wavelets. *IIE Transactions* 2011, **43**(4): 275-290.

QIU, P.; ZOU, C.; WANG, Z. Nonparametric Profile Monitoring by Mixed Effects Modeling. *Technometrics* 2010, **52**(3): 265-277.

QIU, P.; ZOU, C. Control Chart for Monitoring Nonparametric Profiles With Arbitrary Design. *Statistica Sinica* 2010, 2010:1655-1682.

RAMSAY, J. O.; SILVERMAN, B. W. *Functional data analysis* (2nd ed.). Springer: New York, 2005.

RAZAVI, H.; ADELEH, A.; NASERI, Z. Determination of Process Capability Indices for the Slope Parameter of a Single Variable Linear Profile. *International Journal of Industrial Engineering and Production Management* 2010, **21**: 33-43.

SAGHAEI, A.; MERHRJOO, M.; AMIRI, A. A CUSUM-based method for monitoring simple linear profiles. *Journal of Advanced Manufacturing Technology* 2009, **45**:1252–1260.

SAMIMI, Y.; AGHAIE, A.; TAROKH, M. J. Analysis of ordered categorical data to develop control charts for monitoring customer loyalty. *Applied Stochastic Models in Business and Industry* 2009, **26**:668–688.

SHIAU, J.; HUANG, H.; LIN, S.; TSAI, M. Monitoring nonlinear profiles with random effects by nonparametric regression. *Communications in Statistics - Theory and Methods* 2009, **38**: 1664-1679.

SOLEIMANI, P.; NOOROSSANA, R.; AMIRI, A. Simple linear profiles monitoring in the presence of within profile autocorrelation. *Computers & Industrial Engineering* 2009, **57**:1015–1021.

STAUDHAMMER, C.; MANESS, T. C.; KOZAK, R. A. Monitoring Lumber Manufacturing Using Laser Range Sensor Data. *Journal of Quality Technology* 2007, **39**: 224-240.

VAGHEFI, A.; TAJBAKHTA, S. D.; NOOROSSANA, R. Profile Phase II Monitoring of Nonlinear Profiles. *Communications in Statistics - Theory and Methods* 2009, **38**(11): 1834-1851.

WALKER, E.; WRIGHT, S. P. Comparing curves using additive models. *Journal of Quality Technology* 2002, **34**: 118-129.

WANG, K.; TSUNG F. Using Profile Monitoring Techniques for a Data-rich Environment with Huge Sample Size. *Quality and Reliability Engineering International* 2005, **21**: 677-688.

WILLIAMS, J. D.; WOODALL, W. H.; BIRCH, J. B. Statistical monitoring of nonlinear product and process quality profiles. *Quality and Reliability Engineering International* 2007, **23**: 925-941.

WOODALL, W. H.; SPITZNER, D. J.; MONTGOMERY, D. C.; GUPTA, S. Using Control Charts to Monitor Process and Product Quality Profiles. *Journal of Quality Technology* 2004, **36**(3): 309-320.

WOODALL, W. H. The Use of Control Charts in Health-Care and Public-Health Surveillance. *Journal of Quality Technology* 2006, **38**(3): 89-104.

WOODALL, W. H. Current research on profile monitoring. *Produção* 2007, **17**: 420-425.

YEH, A. B.; HUWANG, L.; LI, Y. Profile Monitoring for Binary Response. *IIE Transactions* 2009, **41**(11): 931-941.

ZARANDI, M. H. F.; ALAEDDINI, A. Using Adaptive Neuro-Fuzzy Systems to Monitor Linear Quality Profile. *Journal of Uncertain Systems* 2010, **4**(2): 147-160.

ZHANG, J.; LI, Z.; WANG, Z. Control chart based on likelihood ratio for monitoring linear profiles. *Computational Statistics and Data Analysis* 2009. **53**: 1440-1448.

ZHANG, H.; ALBIN, S. Detecting outliers in complex profiles using a χ^2 control chart method. *IIE Transactions* 2009, **41**(4): 335-345.

ZHU, J.; LIN, D. K. J. Monitoring the Slopes of Linear Profiles. *Quality Engineering* 2010, **22**: 1-12.

ZOU, C.; ZHANG, Y. J.; WANG, Z. A Control chart based on a change-point model for monitoring linear profiles. *IIE Transactions* 2006, **38**(12): 1093-1103.

ZOU, C.; ZHOU, C.; WANG, Z.; TSUNG, F. A Self-Starting Control Chart for Linear Profiles. *Journal of Quality Technology* 2007a. **39**(4): 364-375.

ZOU, C.; TSUNG, F.; WANG, Z. Monitoring general linear profiles using multivariate exponential weighted moving average schemes. *Technometrics* 2007b, **49**: 395-408.

ZOU, C.; TSUNG, F.; WANG, Z. Monitoring profiles based on nonparametric regression methods. *Technometrics* 2008. **50**(4): 395-408.

ZOU, C.; QIU, P.; HAWKINS, D. Nonparametric control chart for monitoring profiles using the change point formulation. *Statistica Sínica* 2009, **19**: 1337-1357.

4 ARTIGO 3 – Distance-based ANOVA for functional data

Alexandre Pedott – pedott@producao.ufrgs.br

Flavio Sanson Fogliatto – ffogliatto@producao.ufrgs.br

Abstract: We present a method for functional data analysis of variance. Functional data occur when response variables outcomes are a collection of points rather than single values, being usually represented as a profile or curve. The proposed method is an adaptation of the two-way Analysis of Variance. We used a Euclidean distance as proximity measure between profiles. The method was applied to a simulated gage study based on real industrial data. Results were compared to those obtained using a method available in the literature; in several situations the later led to wrong conclusions about the gage system while the proposed method performed the analysis correctly.

Keywords: Functional ANOVA – functional data analysis – FDA – gage study – R&R study

4.1 INTRODUCTION

Functional Data Analysis (FDA) is an emerging research area in the Quality Engineering (QE) field. The scarcity of analytical techniques aimed at functional data may lead to the use of inefficient methods for the optimization of products and processes characterized by this type of data. Methods developed to handle single output response variables may compromise the reliability of products and processes whose optimization depend on the analysis of functional data (Fogliatto, 2008).

The assessment of products and production processes regarding their quality, performance and capability requires the analysis of different types of quality characteristics (QCs). Some QCs are described by response variables that once sampled yield a collection of data that belong to a profile or curve as outputs. In those cases the response variable is dependent of another indexing variable. Analysing the response's characteristic profile is more informative than analysing individual points separately. Ramsay & Silverman (2005) denote collections of data dependent on indexing variables as functional data. The function that represents such data may be obtained by interpolation using smoothing techniques.

Some recent developments in FDA cover applications in the fields of Mathematics and Statistics. Research spreads in two main areas: (i) data modelling and representation, and (ii) analysis of variance of functional data. Works in the QE field are concentrated in the second group, in addition to research related to statistical quality control of processes described by functional responses (Ramsay & Silverman, 2005; Woodall, 2007).

Functional data modeling and representation deals with the conversion of discrete variables obtained from a QC into continuous values, described by a function. Conversion may be carried out using interpolation or smoothing techniques. Smoothing consists of determining a function that represents the observed discrete dataset, and also allows estimation of neighboring points that were not directly measured. A simple smoothing method uses a function formed by a linear combination of the discrete observations, in opposition to more complex methods which may use linear combinations of well-known base functions such as Fourier series, polynomial bases and splines. Profile smoothness is inversely proportional to the sampling or random error due to the measurement process (Ramsay & Silverman, 2005).

Cuevas (2013) partially reviews works on functional data modelling and representation, aiming at presenting the state-of-the-art on FDA. Works were grouped into four categories: (i) methods for data description and treatment; (ii) probabilistic foundations and theorems of FDA estimates of location and centrality parameters; (iii) regression; and (iv) classification and dimensional reduction of functional data.

Two QE methods are widely used in industry; they are DOE – Design of Experiments, and Gage Studies (also referred to as R & R – Repeatability and Reproducibility studies). Such methods aim at preventing and reducing losses due to variability in industrial processes. The best known data analysis method is the Analysis of Variance (ANOVA) which allows decomposing variance according to its sources and checking their significance. Industrial product and process' assessments and optimization use traditional versions of the QE tools mentioned above (Montgomery, 2009a).

Optimization of products characterized by functional data using DOE may be carried out adapting traditional ANOVA to handle such data. Most adaptations focus on mathematical properties of the analysis rather than its applicability to QE problems. In FANOVA – *Functional Analysis of Variance* the proposition is to run an ANOVA for each individual value of the functional response. Ramsay & Silverman (2005) applied the method

in a climate study to evaluate the effects of average monthly temperatures in different regions of Canada. The FANOVA approach that uses a series of traditional ANOVAs for each reading of a functional variable incurs in a multiplicity problem due to the large number of simultaneous hypotheses tests, affecting the type I error probability.

Another approach is to treat functional data as multivariate vectors and use MANOVA (Multivariate ANOVA) to analyze them. Dimensionality reduction techniques cannot be applied to the great variety of existing base functions in such context. Abramovich & Angelini (2006) propose an alternative FANOVA in which the significance of the functional global trend and fixed effects may be tested. The test is based on empirical wavelet coefficients. Wavelet decomposition allows characterization of different types of smoothed functional responses. Such approach, grounded on statistical tests on coefficients of models adjusted to profiles, is aligned with the proposition in Kang & Albin (2000) dealing with statistical quality control of functional QCs.

Another adaptation of the classic one-way ANOVA to functional data was proposed by Cuevas *et al.* (2004). It is a purely functional approach in which profile points do not need to be discretized for the analysis to be performed. The proposition is grounded on the asymptotic behavior of ANOVA's F test. The functional F statistic has the between-groups profiles' variability in the numerator and the within-groups profiles' variability in the denominator. The method uses a test that is based on the numerator of the F statistic, and the proposition was illustrated in cardiology study.

Cuesta-Albertos & Febrero-Brand (2010) proposed a method based on multiway ANOVA for functional data. The test uses one or more unidimensional random projections of the functional data; projections are used to transform functional data into univariate data. The model applies ANOVA to the random projections generated in the subspace of a trajectory vector \mathbf{v} chosen from a Standard Brownian Movement distribution. When compared to MANOVA, their proposition performed well. However, it presents a drawback: according to the choice of projection the ANOVA may yield different results, as exemplified in section 3.

Zhang & Liang (2014) developed a global pointwise F -test (GPF test) for one-way ANOVA of functional data. The test uses an integral of the statistic of the pointwise F -test proposed by Ramsay & Silverman (2005). The proposed method does not require pre-processing of data such as bootstrapping or curve smoothing. The asymptotic power of the

GPF test was compared with L^2 -norm based test (Cuevas *et al*, 2004) and F -Type test (Faraway, 1997).

In this paper we propose a new adaptation of ANOVA to functional data. Our method is based on the variability observed in distance measurements between profiles, being denoted by ANOVA of the Distances (ANOVA-D). Our test yields a single result on the existence of differences between profiles, in opposition to the classic approach due to Ramsay & Silverman (2005) in which several results must be simultaneously analyzed to reach a conclusion. When compared to Cuesta-Albertos & Febrero-Brand (2010)'s proposition it has the advantage of using the original functional dataset and not random projections of it in the analysis.

The rest of the paper is organized as follows. ANOVA-D is presented in section 2 contextualized to a two-factor gage experiment. In section 3 the method is applied to a simulated gage study based on real industrial data. Conclusions are presented in section 4.

4.2 METHOD

Consider a two-factor gage experiment with fixed effects. Factors are denoted by O (Operator) and P (Part), and the statistical model that describes the response variable is given in eqn. (1). An effect is considered fixed when its corresponding levels include all setting possibilities (Montgomery, 2009a).

$$y_{ijk} = \mu + \tau_i + \beta_j + (\tau\beta)_{ij} + \epsilon_{ijk} \begin{cases} i = 1, \dots, I \\ j = 1, \dots, J \\ k = 1, \dots, K \end{cases} \quad (1)$$

In eqn. (1), y_{ijk} is the response outcome in the k -th experimental replicate obtained under the i -th level of factor O and the j -th level of factor P , μ is the overall mean, τ_i is the effect associated with the i -th level of factor O , β_j is the effect associated with the j -th level of factor P , $(\tau\beta)_{ij}$ is the effect associated with the interaction between factors, and ϵ_{ijk} is the error term comprised of residuals assumed to be normally distributed and zero centered. Residuals are given by $e_{ijk} = y_{ijk} - \bar{y}_{ij.}$, where y_{ijk} is the observed response outcome and

\bar{y}_{ij} denotes the average response outcome calculated using the K replicates observed for the j -th level of factor P and i -th level of factor O .

ANOVA is the most popular analytical method to assess the effects of factors in an experimental design. The objective is to test the hypotheses of factors and interactions effects equal to zero. Variances are estimated by the squared sum of residuals. ANOVA assumes i.i.d. observations that follow a normal distribution and present the same variance at different factor levels. According to Montgomery (2009a; b) moderate departures from normality do not compromise results.

Consider factor O explored at I levels, and factor P explored at J levels. For each factor combination K replicates of a functional response variable are measured. Response variable outcomes are given by a set of N points, which may be presented as profiles. Observations corresponding to the k -th replicate obtained under level i of factor O and level j of factor P are organized in a vector $\mathbf{y}_{ijk} \in \mathbb{R}^2$.

$$\mathbf{y}_{ijk} = [(y_{ijk1}, t_1), \dots, (y_{ijkN}, t_N)] \quad (2)$$

where $i = 1, \dots, I, j = 1, \dots, J, k = 1, \dots, K$ and $n = 1, \dots, N$ are positive integers, and t is a non-negative real number corresponding to the value of the indexing variable.

Considering the functional nature of the response variable, residuals to be used in the ANOVA calculations must be derived using a similarity measure between profiles; one such measure is their distance. Among the distance measures available in the literature we propose the use of the Hausdorff Distance (HD). HD was originally proposed by Huttenlocher *et al.* (1993) for applications in the area of image recognition. The authors developed a correlational method using HD to determine if there is any model pattern in a given image. HD gives a measure of the distance between points in two profiles, such that small distance values indicate profiles that are similar to one another. HD is defined as the upper limit (maximum value) of the set of minimum distances between points in two vectors. This definition may vary according to the intended application; for example, the maximum operator may be replaced by the average or sum of the minimum distances.

The ANOVA-D proposition is grounded on the calculation of HDs between observed and mean profiles. A mean profile is given by a vector with entries corresponding to the average of points observed in the profile vectors at the same positions.

Let $\bar{y}_{i..}$ be the mean vector of operator i [eqn. (3)], $\bar{y}_{.j}$ be the mean vector of part j [eqn. (4)], $\bar{y}_{ij.}$ be the mean vector of operator i and part j [eqn. (5)], and $\bar{y}_{...}$ be the mean vector overall observations [eqn. (6)]. The distances between observed profiles [eqn. (2)] and mean profiles in eqns. (3) to (6) are associated with the gage experiment's sources of variation. ANOVA-D uses the HD obtained replacing the maximum operator by the average of the minimum distances.

$$\bar{y}_{i..} = \left[\left(\frac{\sum_{j=1}^J \sum_{k=1}^K y_{ijk1}}{JK}, t_1 \right), \dots, \left(\frac{\sum_{j=1}^J \sum_{k=1}^K y_{ijkN}}{JK}, t_N \right) \right] \quad (3)$$

$$\bar{y}_{.j} = \left[\left(\frac{\sum_{i=1}^I \sum_{k=1}^K y_{ijk1}}{IK}, t_1 \right), \dots, \left(\frac{\sum_{i=1}^I \sum_{k=1}^K y_{ijkN}}{IK}, t_N \right) \right] \quad (4)$$

$$\bar{y}_{ij.} = \left[\left(\frac{\sum_{k=1}^K y_{ijk1}}{K}, t_1 \right), \dots, \left(\frac{\sum_{k=1}^K y_{ijkN}}{K}, t_N \right) \right] \quad (5)$$

$$\bar{y}_{...} = \left[\left(\frac{\sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J \sum_{k=1}^K y_{ijk1}}{IJK}, t_1 \right), \dots, \left(\frac{\sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J \sum_{k=1}^K y_{ijkN}}{IJK}, t_N \right) \right] \quad (6)$$

The total sum of squares (SS_T) of residuals in traditional ANOVA is given by $SS_T = \sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J \sum_{k=1}^K (y_{ijk} - \bar{y}_{...})^2$; Montgomery (2009b). Considering our proposition of replacing residuals $e_{ijk} = y_{ijk} - \bar{y}_{ij.}$ by a similarity measure between profiles, the expression for SS_T is rewritten as follows:

$$SS_T = \sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J \sum_{k=1}^K \left[d_{y_{ijk}}(\bar{y}_{...}) \right]^2, \quad (7)$$

where $d_{y_{ijk}}(\bar{y}_{...})$ obtained using eqn. (8) is the HD between the observed profile y_{ijk} in a given group and the overall mean $\bar{y}_{...}$. Such distance is equivalent to the residual between the observed value and the grand mean (*i. e.* $y_{ijk} - \bar{y}_{...}$).

$$d_{y_{ijk}}(\bar{y}_{...}) = \text{avg}_{\bar{y}_{...n} \in \bar{y}_{...}} d(\bar{y}_{...n}, y_{ijk}) \quad (8)$$

where,

$$d(\bar{y}_{\dots n}, \mathbf{y}_{ijk}) = \min_{y_{ijk} \in \mathbf{y}_{ijk}} d(\bar{y}_{\dots n}, y_{ijk}) \quad (9)$$

such that $d(\bar{y}_{\dots n}, y_{ijk})$ corresponds to the Euclidean distance between point $\bar{y}_{\dots n}$ in vector \bar{y}_{\dots} and a point y_{ijk} of vector \mathbf{y}_{ijk} . In the calculations above the position of the observed profile with respect to the mean profile is not taken into account. Thus, two observed profiles may present the same HD value although being in symmetrical opposite positions with respect to the mean profile. To retrieve the position information we assign a positive sign whenever a point t in the observed profile vector displays a response value larger than that of the corresponding point in the mean profile vector, and a negative sign otherwise. The signs are necessary when checking the assumption of normally distributed residuals. In ANOVA-D residuals are given by the distances between observed profiles \mathbf{y}_{ijk} and the mean profile $\bar{y}_{ij.}$.

Figure 4.1 illustrates the distances defined in eqns. (8) and (9). Dashed lines represent distances between a point t in the mean profile and each point in the observed profile. The smallest distance is represented by the solid line. A minimum distance value must be associated to each point in the mean profile; the set of N such values is used to calculate the average distance.

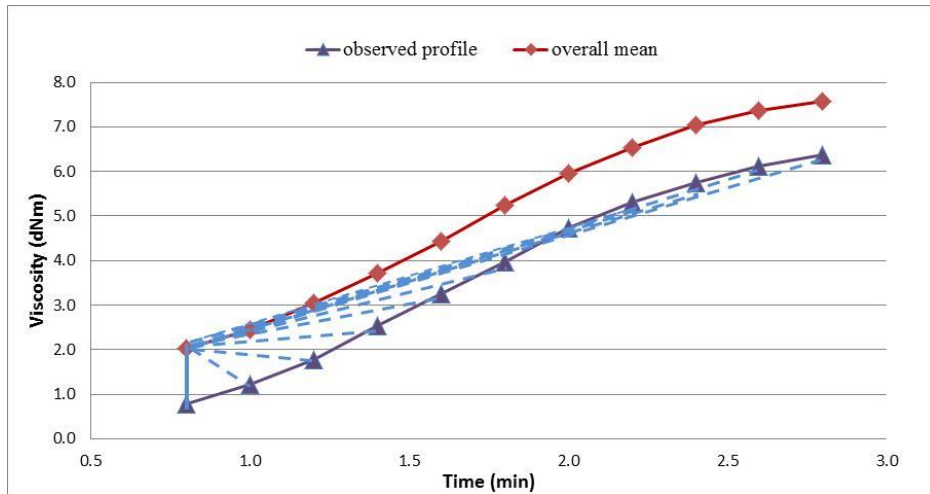


Figure 4.1 Distances used in HD calculations – example

The sum of squares associated to remaining factors in eqn. (1) are given by eqns. (10) to (19). The sum of squares associated with factor O (SS_O) is obtained using the following expression:

$$SS_O = JK \sum_{i=1}^I [d_{\bar{y}_{i..}}(\bar{\mathbf{y}}_{...})]^2, \quad (10)$$

where $d_{\bar{y}_{i..}}(\bar{\mathbf{y}}_{...})$ is the distance between each operator's mean profile $\bar{\mathbf{y}}_{i..}$ and the overall mean profile $\bar{\mathbf{y}}_{...}$, as presented next:

$$d_{\bar{y}_{i..}}(\bar{\mathbf{y}}_{...}) = \text{avg}_{\bar{y}_{...n} \in \bar{\mathbf{y}}_{...}} d(\bar{y}_{...n}, \bar{y}_{i..}) \quad (11)$$

where $d(\bar{y}_{...n}, \bar{y}_{i..}) = \min_{\bar{y}_{i..} \in \bar{\mathbf{y}}_{i..}} d(\bar{y}_{...n}, \bar{y}_{i..})$ and the distance $d(\bar{y}_{...n}, \bar{y}_{i..})$ corresponds to the Euclidean distance between point $\bar{y}_{...n}$ in vector $\bar{\mathbf{y}}_{...}$ and a point $y_{i..n}$ of vector $\bar{\mathbf{y}}_{i..}$.

The sum of squares associated with factor P (SS_P) is given by:

$$SS_P = IK \sum_{j=1}^J [d_{\bar{y}_{.j}}(\bar{\mathbf{y}}_{...})]^2, \quad (12)$$

where $d_{\bar{y}_{.j}}(\bar{\mathbf{y}}_{...})$ given in eqn. (13) is the distance between each part's mean profile $\bar{\mathbf{y}}_{.j}$ and the overall mean profile $\bar{\mathbf{y}}_{...}$:

$$d_{\bar{y}_{.j}}(\bar{\mathbf{y}}_{...}) = \text{avg}_{y_{...n} \in \bar{\mathbf{y}}_{...}} d(y_{...n}, \bar{y}_{.j}), \quad (13)$$

with $d(y_{...n}, \bar{y}_{.j}) = \min_{\bar{y}_{.j} \in \bar{\mathbf{y}}_{.j}} d(y_{...n}, \bar{y}_{.j})$ and the distance $d(y_{...n}, \bar{y}_{.j})$ corresponds to the Euclidean distance between point $y_{...n}$ in vector $\bar{\mathbf{y}}_{...}$ and a point $y_{.jn}$ of vector $\bar{\mathbf{y}}_{.j}$.

The sum of squares associated with the interaction between operators and parts (SS_{OP}) corresponds to the difference between distances in eqns. (13) and (15); i.e:

$$SS_{OP} = K \sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J \left(d_{\bar{y}_{ij}}(\bar{\mathbf{y}}_{i..}) - d_{\bar{y}_{.j}}(\bar{\mathbf{y}}_{...}) \right)^2, \quad (14)$$

where $d_{\bar{y}_{ij}}(\bar{\mathbf{y}}_{i..})$ is the distance between the K replicates' mean profile $\bar{\mathbf{y}}_{ij}$ and each operator's mean profile $\bar{\mathbf{y}}_{i..}$, given by:

$$d_{\bar{y}_{ij.}}(\bar{y}_{i..}) = \text{avg}_{\bar{y}_{i..n} \in \bar{y}_{i..}} d(\bar{y}_{i..n}, \bar{y}_{ij.}) \quad (15)$$

with $d(\bar{y}_{i..n}, \bar{y}_{ij.}) = \min_{\bar{y}_{ij.} \in \bar{y}_{ij.}} d(\bar{y}_{i..n}, \bar{y}_{ij.})$ and the distance $d(\bar{y}_{i..n}, \bar{y}_{ij.})$ corresponds to the Euclidean distance between point $\bar{y}_{i..n}$ in vector $\bar{y}_{i..}$ and a point $y_{ij.n}$ of vector $\bar{y}_{ij.}$.

Finally, the sum of squares of residuals (SS_R) is given by:

$$SS_R = \sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J \sum_{k=1}^K \left[d_{\mathbf{y}_{ijk}}(\bar{y}_{ij.}) \right]^2, \quad (16)$$

where $d_{\mathbf{y}_{ijk}}(\bar{y}_{ij.})$ is the distance between each observed profile \mathbf{y}_{ijk} and the mean profile $\bar{y}_{ij.}$ of operator i and part j ; such distance is given by:

$$d_{\mathbf{y}_{ijk}}(\bar{y}_{ij.}) = \text{avg}_{\bar{y}_{ij.n} \in \bar{y}_{ij.}} d(\bar{y}_{ij.n}, \mathbf{y}_{ijk}) \quad (17)$$

with $d(\bar{y}_{ij.n}, \mathbf{y}_{ijk}) = \min_{\mathbf{y}_{ijk} \in \mathbf{y}_{ijk}} d(\bar{y}_{ij.n}, \mathbf{y}_{ijk})$ and the distance $d(\bar{y}_{ij.n}, \mathbf{y}_{ijk})$ corresponding to the Euclidean distance between point $\bar{y}_{ij.n}$ in vector $\bar{y}_{ij.}$ and a point y_{ijkn} of vector \mathbf{y}_{ijk} .

SS_R may also be calculated using the following identity:

$$SS_T = SS_O + SS_P + SS_{OP} + SS_R \quad (18)$$

Using eqns. (16) and (18) to calculate SS_R may lead to different results. That occurs because the average value used in eqn. (16) may vary from profile to profile. For example, if the HD of observation \mathbf{y}_{111} is associated with variable $t = t_1$ ($n = 1$) of the mean profile $\bar{y}_{11.}$, and the HD of observation \mathbf{y}_{112} is associated with variable $t = t_2$ ($n = 2$) of the mean profile $\bar{y}_{11.}$, then the average values of $\bar{y}_{11.n}$ used in eqn. (17) will be different; i.e., $\bar{y}_{11.1} \neq \bar{y}_{11.2}$. The difference is due to the variation in t .

Obtaining SS_R from eqn. (16) may lead to small deviations in the identity of eqn. (18). Obtaining SS_R from eqn. (18) may produce a small distortion in the true value. When choosing the approach to compute SS_R one should consider the impacts of errors type I and II in the analysis.

The total number of degrees of freedom (DOF) is given in eqn. (19).

$$(IJK - 1) = (I - 1) + (J - 1) + (I - 1)(J - 1) + IJ(K - 1). \quad (19)$$

The expected mean square expressions to be used in the ANOVA-D table are given in eqns. (20) to (23).

$$MS_O = \frac{JK \sum_{i=1}^I [d_{\bar{y}_{i..}}(\bar{y}_{...})]^2}{(I-1)} \quad (20)$$

$$MS_P = \frac{IK \sum_{j=1}^J [d_{\bar{y}_{.j}}(\bar{y}_{...})]^2}{(J-1)} \quad (21)$$

$$MS_{OP} = \frac{K \sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J (d_{\bar{y}_{ij.}}(\bar{y}_{i..}) - d_{\bar{y}_{.j}}(\bar{y}_{...}))^2}{(I-1)(J-1)} \quad (22)$$

$$MS_R = \frac{\sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J \sum_{k=1}^K [d_{y_{ijk}}(\bar{y}_{ij.})]^2}{IJ(K-1)} \quad (23)$$

Whenever the effect of a factor is significant its expected mean square value should be larger than that of the residuals mean square. The ANOVA-D table for the fixed-effects model in eqn. (1) is given in Table 4.1. The F test allows verifying if factors O and P , and their interaction OP are significant. Whenever the calculated value F_{CAL} of the F statistic is larger than the tabled value, we reject the hypothesis that average effects of factors and interactions are null. The statistical analysis of random and mixed-effects models is very similar to that of the standard fixed-effects models. The ANOVA-D table for the random-effects model in eqn. (1) is given in Table 4.2.

Table 4.1 ANOVA-D table considering two factors for fixed-effects model

Source of variability	Sum of squares	Degrees of freedom	Mean square	F_{CAL}	F_{TAB}
Operators	$JK \sum_{i=1}^I [d_{\bar{y}_{i..}}(\bar{y}_{...})]^2$	$(I - 1)$	$\frac{JK \sum_{i=1}^I [d_{\bar{y}_{i..}}(\bar{y}_{...})]^2}{(I - 1)}$	$\frac{MS_O}{MS_R}$	$F_{\alpha, (I-1), IJ(K-1)}$
Parts	$IK \sum_{j=1}^J [d_{\bar{y}_{.j.}}(\bar{y}_{...})]^2$	$(J - 1)$	$\frac{IK \sum_{j=1}^J [d_{\bar{y}_{.j.}}(\bar{y}_{...})]^2}{(J - 1)}$	$\frac{MS_P}{MS_R}$	$F_{\alpha, (J-1), IJ(K-1)}$
Operator by Part	$K \sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J (d_{\bar{y}_{ij.}}(\bar{y}_{i..}) - d_{\bar{y}_{.j.}}(\bar{y}_{...}))^2$	$(I - 1)(J - 1)$	$\frac{K \sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J (d_{\bar{y}_{ij.}}(\bar{y}_{i..}) - d_{\bar{y}_{.j.}}(\bar{y}_{...}))^2}{(I - 1)(J - 1)}$	$\frac{MS_{OP}}{MS_R}$	$F_{\alpha, (I-1)(J-1), IJ(K-1)}$
Error	$\sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J \sum_{k=1}^K [d_{y_{ijk}}(\bar{y}_{ij.})]^2$	$IJ(K - 1)$	$\frac{\sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J \sum_{k=1}^K [d_{y_{ijk}}(\bar{y}_{ij.})]^2}{IJ(K - 1)}$		
Total	$\sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J \sum_{k=1}^K [d_{y_{ijk}}(\bar{y}_{...})]^2$				

Table 4.2 ANOVA-D table considering two factors for random-effects model

Source of variability	Sum of squares	Degrees of freedom	Mean square	F_{CAL}	F_{TAB}
Operators	$JK \sum_{i=1}^I [d_{\bar{y}_{i.}}(\bar{y}...)]^2$	$(I - 1)$	$\frac{JK \sum_{i=1}^I [d_{\bar{y}_{i.}}(\bar{y}...)]^2}{(I - 1)}$	$\frac{MS_O}{MS_{OP}}$	$F_{\alpha, (I-1), IJ(K-1)}$
Parts	$IK \sum_{j=1}^J [d_{\bar{y}_{.j}}(\bar{y}...)]^2$	$(J - 1)$	$\frac{IK \sum_{j=1}^J [d_{\bar{y}_{.j}}(\bar{y}...)]^2}{(J - 1)}$	$\frac{MS_P}{MS_{OP}}$	$F_{\alpha, (J-1), IJ(K-1)}$
Operator by Part	$K \sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J (d_{\bar{y}_{ij.}}(\bar{y}_{i.}) - d_{\bar{y}_{.j}}(\bar{y}...))^2$	$(I - 1)(J - 1)$	$\frac{K \sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J (d_{\bar{y}_{ij.}}(\bar{y}_{i.}) - d_{\bar{y}_{.j}}(\bar{y}...))^2}{(I - 1)(J - 1)}$	$\frac{MS_{OP}}{MS_R}$	$F_{\alpha, (I-1)(J-1), IJ(K-1)}$
Error	$\sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J \sum_{k=1}^K [d_{y_{ijk}}(\bar{y}_{ij.})]^2$	$IJ(K - 1)$	$\frac{\sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J \sum_{k=1}^K [d_{y_{ijk}}(\bar{y}_{ij.})]^2}{IJ(K - 1)}$		
Total	$\sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J \sum_{k=1}^K [d_{y_{ijk}}(\bar{y}...)]^2$				

The ANOVA-D presented above was conceived for a two-factor gage study aimed at assessing the capability of a Measurement System (MS) through variance components estimates, due to factors O and P , and interaction OP . AIAG (2010) presents the formulae for estimating such variance components. Repeatability (or variability due to the gage) is denoted by VE . Reproducibility (or variability due to the operator) is denoted by VO . The MS's variability is assessed calculating the R&R value. The total variability is denoted by VT . VP denotes the variability due to the part. Variability of each factor is compared to VT . Table 4.3 presents the calculations for the percentage of total variability due to each variance source in the MS. The MS variance components are represented in terms of six sigma deviations. Whenever MS_{OP} is larger than MS_O , VO is considered as null; likewise, when MS_{OP} is larger than MS_P , VP is considered as null. Finally, when MS_R is larger than MS_{OP} , VOP is considered as null. A performance indicator for the MS is given by %R&R (Burdick, Borror & Montgomery, 2005).

Table 4.3 Variance components in a Measurement System

Source of variability	Estimate	Percentage of total variation
Repeatability	$VE = 6 \times \sqrt{MS_R}$	$\%VE = 100 \times \frac{VE}{VT}$
Reproducibility	$VO = 6 \times \sqrt{\frac{MS_O - MS_{OP}}{IK}}$	$\%VA = 100 \times \frac{VO}{VT}$
Operator by Part	$VOP = 6 \times \sqrt{\frac{MS_{OP} - MS_R}{K}}$	$\%VOP = 100 \times \frac{VOP}{VT}$
Part	$VP = 6 \times \sqrt{\frac{MS_P - MS_{OP}}{JK}}$	$\%VP = 100 \times \frac{VP}{VT}$
R&R	$R\&R = \sqrt{(VE)^2 + (VO)^2 + (VOP)^2}$	$\%R\&R = 100 \times \frac{R\&R}{VT}$
Total	$VT = \sqrt{(R\&R)^2 + (VP)^2}$	

4.3 CASE EXAMPLE – RUBBER RHEOMETER CURVE

In this section we present an application of the method proposed in section 4.2 in an R&R study. A case study was conducted in a tire manufacturer in Brazil. Product quality is a function of rubber viscosity which is measured using a rheometer, a lab device which allows assessing the visco-elastic properties of rubber samples. The analysis yields a rubber vulcanization curve as result, and the sample is usually characterized by readings in certain points of the curve. Viscosity is given by the torque on instrument's rotating spindle within heated dies, such that the rubber sample must enclose and overflow the spindle. Since several torque measurements are taken as time passes, viscosity should be viewed as a functional response.

Based on data from the tire manufacturer, we adjusted a Weibull model to the rubber vulcanization curve empirical results using nonlinear regression routines. The model is given in eqn. (24).

$$Y = \beta_0 - \beta_1 e^{-\beta_2 t^{\beta_3}} \quad (24)$$

In the equation above, Y represents the torque, $\beta_0, \beta_1, \beta_2$ and β_3 are the model coefficients and t is the time in minutes. Using the model it is possible to estimate torque values for all t within the time interval of the actual lab tests, allowing the comparison of outcomes from different profiles at fixed time intervals.

To explore different experimental situations we generated profiles corresponding to K replicates obtained from I operators on J reference parts under different instances of an MS. Three scenarios were simulated to evaluate the system using our method: ($s1$) the MS is deemed capable; ($s2$) the MS is deemed not capable due to gage effect (repeatability); and ($s3$) the MS is deemed not capable due to operator effect (reproducibility). Results under each scenario were compared using ANOVA-D and the proposition in Cuesta-Albertos and Febrero-Brand (2010), which we denote by ANOVA-CF. Both methods yield a single result per simulation run, from which a decision about the MS may be drawn.

Simulation of the R&R study considered an MS with 2 operators measuring 5 parts. Operators measure each part 5 times, and the response variable is a profile. There

are 11 values in each profile corresponding to torque measurements taken at 11 different time periods. We started by obtaining 5 profiles corresponding to 5 reference parts, spanning what is considered to be the process acceptable variation. Reference profiles were obtained using the model in eqn. (24) with parameters $\beta_0, \beta_1, \beta_2$ and β_3 given in Table 4.4. Figure 4.2 depicts the reference profiles in which operator effect and gage effect are not significant.

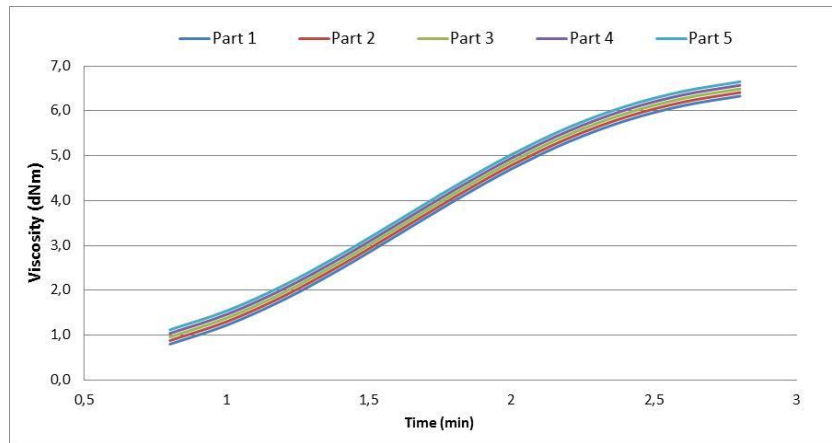


Figure 4.2 Profiles of 5 reference parts

Table 4.4 Model parameters for reference profiles

Parameter	Part 1	Part 2	Part 3	Part 4	Part 5
β_0	6.570	6.650	6.730	6.810	6.890
β_1	6.263	6.263	6.263	6.263	6.263
β_2	0.159	0.159	0.159	0.159	0.159
β_3	2.936	2.936	2.936	2.936	2.936

Profiles in each scenario were obtained by adding two random error terms to the model in eqn. (24). Error terms are normally distributed with parameters μ (mean) and σ^2 (variance). The first error term inputs variability due to the operator in the system; the second error term inputs variability due to the gage itself. Table 4.5 displays the parameters used in the error terms in each scenario. Error operator i ($i = 1, 2$) denotes error due to variability introduced by operator i . Error MS denotes error due to the gage itself. The same parameters were used at all time intervals.

Table 4.5 Parameters of error terms' distributions

		(s1) MS capable	(s2) MS not capable due to VE	(s3) MS not capable due to VO
Error operator 1	$\mu =$	0	0	0
	$\sigma =$	0.02	0.02	0.02
Error operator 2	$\mu =$	0	0	0.075
	$\sigma =$	0.02	0.02	0.02
Error MS	$\mu =$	0	0	0
	$\sigma =$	0.02	0.2	0.02

A Monte Carlo simulation was carried out to evaluate the performance of ANOVA-D in comparison to ANOVA-CF. Results were obtained running 500 repetitions of each scenario. Variance estimates for the ANOVA-CF were obtained through unidimensional random projection using a trajectory vector \mathbf{v} chosen following the proposition in Cuesta-Albertos & Febrero-Brand (2010). We compared the p -values for the effects of operators, parts and interaction operator \times part obtained from both methods; we also compared the values of %VO, %VE and %R&R. Figures 4.3, 4.4 and 4.5 present the simulated profiles for scenarios (s1), (s2) and (s3), respectively. The black lines represent the curves measured by operator 1 and gray lines by operator 2.

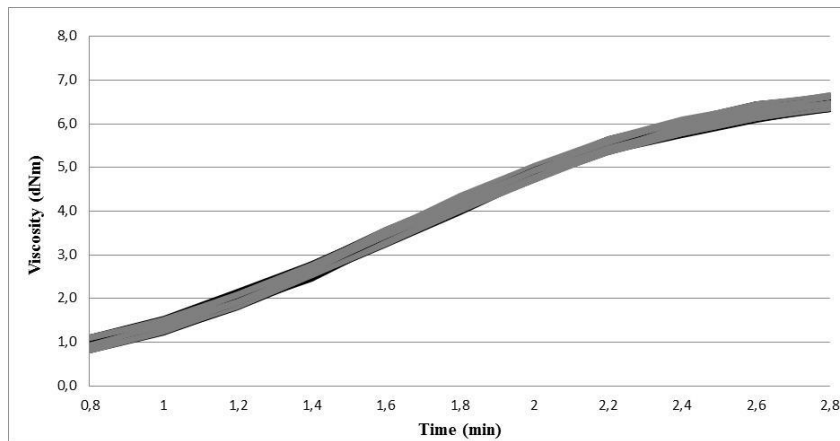


Figure 4.3 Profiles of 50 observations under scenario (s1)

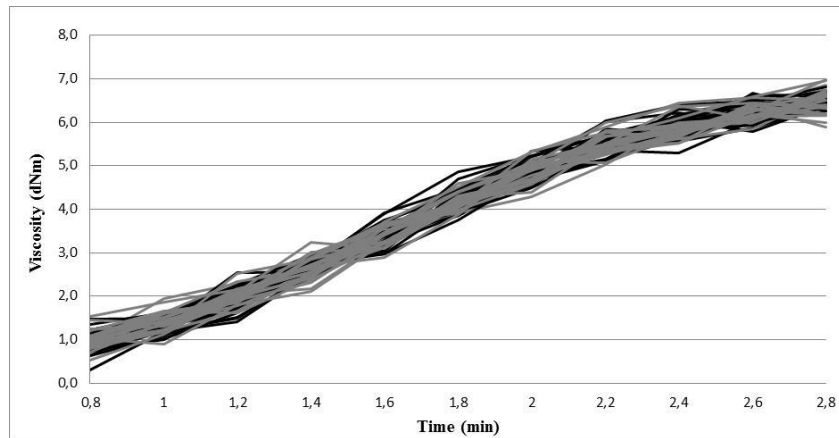


Figure 4.4 Profiles of 50 observations under scenario (s2)

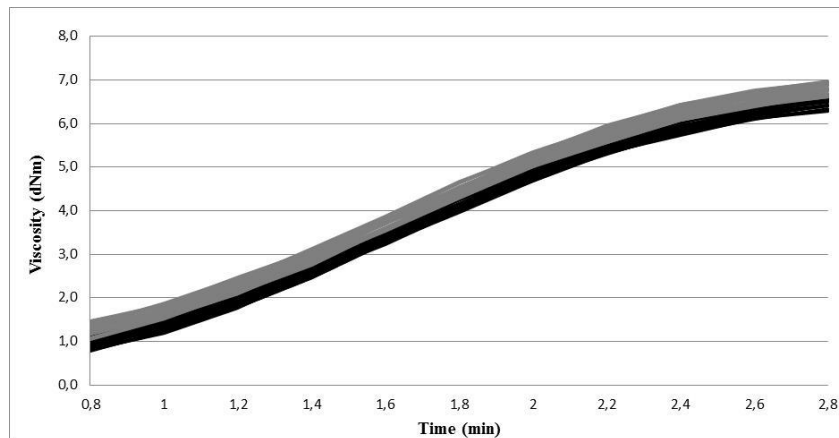


Figure 4.5 Profiles of 50 observations under scenario (s3)

Normality of residuals was tested using the Kolmogorov-Smirnov test. Testing residuals from all scenarios we could not reject the normality assumption at a 95% confidence level.

Tables 4.6 and 4.7 display p -value results associated to the effects of variation components tested in the simulation, obtained using ANOVA-D and ANOVA-CF. H_0 O, H_0 P, and H_0 OP correspond to the null hypotheses stating the absence of effect due to operator, part and the interaction operator \times part, respectively. Numbers are the average p -value results from the 500 repetitions.

Table 4.6 Average p -values – ANOVA-D

Scenario	Average p -values		
	H ₀ O	H ₀ P	H ₀ OP
(s1)	0.491	< 0.001	0.504
(s2)	0.499	< 0.001	0.412
(s3)	< 0.001	< 0.001	0.511

Table 4.7 Average p -values – ANOVA-CF

Scenario	Average p -values		
	H ₀ O	H ₀ P	H ₀ OP
(s1)	0.491	< 0.001	0.505
(s2)	0.503	0.237	0.508
(s3)	< 0.001	< 0.001	0.531

From Tables 4.6 and 4.7 we note that average p -values resulted similar in both methods. At a 95% confidence level, methods detected different results for the significant effect of factor P in scenario (s2). To evaluate agreement in results from the two methods we tested the hypotheses of equal mean values between corresponding entries in Tables 4.6 and 4.7. The p -values associated with the 9 tests are given in Table 4.8.

Table 4.8 Results of hypotheses tests on average p -values from methods in each simulated scenario

Scenario	p -values		
	H ₀ O	H ₀ P	H ₀ OP
(s1)	0.971	0.094	0.948
(s2)	0.790	< 0.001	< 0.001
(s3)	0.999	0.999	0.280

Although the average values presented in Tables 4.6 and 4.7 are similar, the test detected a significant difference (p -value < 0.05) in results from the two methods in scenario (s2). When the MS is deemed not capable due to VE ANOVA-D rejected H₀ P

(average p -value < 0.001), while ANOVA-CF did not reject (average p -value = 0.237). In this case the hypothesis test for the averages confirmed that results from the two methods diverged. In a well-designed R&R study the selection of reference parts should cover all process variation, which usually leads to rejecting the hypothesis H_0 P. Our simulation was designed as such, and ANOVA-D was the only method able to correctly reject H_0 P in all scenarios. Although both methods agree regarding the interaction effect OP, the hypothesis test for H_0 OP pointed to significant difference between ANOVA-D and ANOVA-CF.

Tables 4.9 and 4.10 present average percentages of total variance due to components VE , VO and R&R, as well the number of instances in which %R&R was larger than 10% in the three scenarios tested in our simulation using methods ANOVA-D and ANOVA-CF.

Table 4.9 Average percentages of total variance – ANOVA-D

Scenario	%VE	%VO	%R&R	Cases with %R&R >10%
(s1)	6.65	0.58	6.74	0
(s2)	42.7	3.15	43.2	500
(s3)	6.16	38.9	39.1	500

Table 4.10 Average percentages of total variance – ANOVA-CF

Scenario	%VE	%VO	%R&R	Cases with %R&R >10%
(s1)	5.89	2.46	7.20	64
(s2)	44.7	14.2	52.1	500
(s3)	1.64	38.6	38.7	500

As mentioned previously, (s1) corresponds to the scenario in which the MS is deemed capable. Thus there should be no cases in which the MS presented a %R&R greater than 10%. However, in 64 simulation runs ANOVA-CF erroneously indicated that condition while ANOVA-D did not present MS classification errors. Agreement in results from the two methods was verified through hypotheses tests between average

percentage values in Tables 4.9 and 4.10. The p -values associated with the 9 tests are given in Table 4.11. In all but one case [(s3), %VO] averages are significantly different.

Table 4.11 Results of hypotheses tests on average percentages from methods in each simulated scenario

Scenario	p -value		
	%VE	%VO	%R&R
(s1)	<0.001	<0.001	<0.001
(s2)	0.038	<0.001	<0.001
(s3)	<0.001	0.444	<0.001

ANOVA-CF results are dependent on the choice of projections vector \mathbf{v} ; i.e, results may vary according to the vector chosen. Table 4.12 displays the number of cases (in 500 simulation runs) in which the MS would be deemed not capable using the %R&R > 10 criterion, for four different \mathbf{v} 's chosen as specified in Cuesta-Albertos & Febrero-Brand (2010). While ANOVA-D gives always the same result, ANOVA-CF results vary greatly according to the choice of \mathbf{v} .

Table 4.12 Number of cases in which MS is deemed not capable (%R&R > 10%)

Scenario	ANOVA-D	ANOVA-CF			
		\mathbf{v}_1	\mathbf{v}_2	\mathbf{v}_3	\mathbf{v}_4
(s1)	0	64	0	0	0
(s2)	500	500	371	488	493
(s3)	500	500	500	500	500

Results in Table 4.12 point to a weakness in ANOVA-CF: the number of instances in which the MS is deemed not capable varies according to the choice of \mathbf{v} . Even when the two methods agreed regarding the MS status, the hypothesis of equal %R&R values was rejected at a 95% confidence level. Thus, in opposition to ANOVA-D, vector \mathbf{v} also influences the estimation of variance components in the R&R study, which may lead to wrong conclusions about the MS when using ANOVA-CF.

4.4 CONCLUSION

Methods for assessing the performance of products and processes characterized by functional quality characteristics are a promising research topic in the Quality Engineering field. Functional data occur when response variable outcomes are not single values but a collection of points which may be organized in a vector and displayed as a curve or profile. Products and processes characterized by functional variables should be analyzed using proper methods that take into account all information in outcome vectors.

The method proposed in this article, named ANOVA of the Distances (ANOVA-D), adapts the classic two-way Analysis of Variance to handle functional data. ANOVA-D is grounded on hypothesis tests in which all profile points are taken into account and a single result or conclusion is reached. The main feature of the proposed method is the use of the Hausdorff distance as proximity measure between pairs of profiles. In classic ANOVA terms, the proximity measure between profiles is equivalent to the residual of the statistical model used for variance estimation. ANOVA-D was detailed in the context of an R&R study which is analyzed using a two-way ANOVA.

ANOVA-D overcomes problems that appear when methods for simple variables are used to analyze functional variables, particularly in the context of R&R studies. The method does not require pre-processing of data, such as curve smoothing or determination of proper projection vectors. ANOVA-D may be implemented in spreadsheets, not requiring any particular programming skill or dedicated software. When compared in a simulated R&R study to ANOVA-CF (Cuesta-Albertos & Febrero-Brand, 2010), a method that shares some characteristics with ANOVA-D such as yielding a single result or conclusion in the analysis, our proposition performed significantly better not leading to wrong conclusions about the measurement system's capability, which happened several times when using ANOVA-CF.

Further developments to the research presented here include *(i)* generalizing ANOVA-D to handle experiments with functional responses and more than two control factors, *(ii)* adapting the method to destructive R&R studies, and *(iii)* investigating the method's applicability to profile responses that are highly irregular in shape.

4.5 REFERENCES

- Abramovich F.; Angelini C (2006). "Testing in mixed-effects FANOVA models". *Journal of Statistical Planning and Inference*, 136, pp. 4326-4348.
- AIAG (2010). *Measurement Systems Analysis, 4th ed.* Chrysler Corporation, Ford Motor Company and General Motors Corporation: Detroit.
- Burdick, R. K.; Borror, C. M.; Montgomery, D. C. (2005). "Design and analysis of gauge R&R studies: making decisions with confidence intervals in random and fixed ANOVA models". *ASA-SIAM Series on Statistics and Applied Probability: American Statistical Association*, Philadelphia, PA
- Cuesta-Albertos, J. A.; Febrero-Bande, M. (2010) "A simple Multiway ANOVA for functional data". *Sociedad Estadística e Investigación Operativa* , 19, pp. 537-557.
- Cuevas, A. (2013). "A Partial overview of the theory of statistics with functional data". *Journal of Statistical Planning and Inference*. Ahead of print. Available at: <http://dx.doi.org/10.1016/j.jspi.2013.04.002>.
- Cuevas, A.; Febrero, M.; Fraiman, R. (2004). "An ANOVA test for functional data". *Computational Statistics & Data Analysis*, 47, pp. 111-122.
- Faraway, J. (1997). "Regression analysis for a functional response". *Technometrics* 39, 254–261.
- Fogliatto F. S. (2008). "Multiresponse optimization of products with functional quality characteristics". *Quality and Reliability Engineering International*, 24, 8, pp. 927-939.
- Huttenlocher, D.P. Klanderman, G.A. Rucklidge, W.J. (1993). "Comparing images using the Hausdorff distance". *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 15, pp. 850-863.
- Kang, L.; Albin, S.L. (2000). "On-line monitoring when the process yields a linear profile". *Journal of Quality Technology*, 32, pp. 418-426.
- Montgomery, D. C. (2009a). *Introduction to Statistical Quality Control, 6th ed.* John Wiley & Sons, New York, NY.
- Montgomery, D. C. (2009b). *Design and Analysis of Experiments, 7th ed.* John Wiley & Sons, New York, NY.
- Ramsay, J. O.; Silverman, B. W. (2005). *Functional data analysis, 2nd ed.* Springer, New York, NY.

Woodall, W. H. (2007). “Current research on profile monitoring”. *Produção*, 17, pp. 420-425.

Zhang, J. T.; Liang, X. (2014), “One-way ANOVA for functional data via globalizing the pointwise F -test”, *Scandinavian Journal of Statistics*, 41 (1), pp 51-71.

5 ARTIGO 4 – Cartas de Controle baseadas em distâncias para o Monitoramento de Perfis

Alexandre Pedott – pedott@producao.ufrgs.br

Flávio Sanson Fogliatto – ffogliatto@producao.ufrgs.br

Resumo: O controle estatístico das características de qualidade de produtos e processos de fabricação descritos por dados funcionais é denominado de Monitoramento de Perfis. Dados funcionais ocorrem quando a variável de resposta é caracterizada por um conjunto de pontos que formam um perfil ou curva. Este artigo apresenta um método para monitoramento de perfis através de cartas de controle baseadas na distância entre os perfis. O método proposto é uma alternativa aos métodos multivariados complexos baseados em coeficientes de modelos de regressões e reduções dimensionais. As cartas de controle baseadas em distância podem ser aplicadas nas Fases I e II do monitoramento. Também são apropriadas tanto para a abordagem de perfis lineares como não lineares.

Palavras-chave: análise de dados funcionais, monitoramento de perfis, controle estatístico de processo, carta de controle

5.1 INTRODUÇÃO

Cartas de Controle (CCs) são amplamente usadas na indústria para o controle estatístico da qualidade de processos. A aplicação de CCs é dividida em duas fases: (i) Fase I – para verificação da estabilidade, capacidade e parâmetros do processo; e (ii) Fase II – para monitoramento e identificação de situações fora de controle (JONES-FARMER *et al.*, 2014). O modelo da CC deve ser apropriado ao tipo de dado amostrado do processo. A abordagem tradicional aplica CCs a situações em que a característica de qualidade é representada por uma variável descrita por um valor único. Um pressuposto básico para essa abordagem é que os dados devem ser normalmente, independentemente e identicamente distribuídos (iid). Esse pressuposto assegura o uso da variância mínima, para que os estimadores de variância não sejam tendenciosos. Além disso, a variância

deve permanecer constante enquanto o processo estiver estável (MONTGOMERY, 2009).

A eficiência e facilidade de aplicação das CCs possibilitou o desenvolvimento de abordagens apropriadas a diferentes situações, tais como dados multivariados e atributivos (WOODALL e MONTGOMERY, 2014). Em muitas situações, a qualidade de um produto ou processo de fabricação é melhor descrita por uma variável que possui uma relação funcional entre uma ou mais variáveis explicativas. Nesses casos, o resultado da observação de uma amostra é representado por um perfil ou uma curva. O controle estatístico da qualidade de variáveis funcionais é denominado de monitoramento de perfil (MP). O MP é um campo de pesquisa relativamente novo, mas que cresce rapidamente. Woodall e Montgomery (2014) fazem uma análise das pesquisas atuais e oferecem uma perspectiva para pesquisas futuras em MP. O primeiro trabalho que usou o termo monitoramento de perfil foi publicado no ano 2000 (KANG e ALBIN, 2000). Antes disso, Gardner *et al.* (1997) usaram o termo sinal (assinatura) para designar o perfil. O MP é usado para avaliar a estabilidade das curvas ao longo do tempo. Entre as principais demandas estão a capacidade de detectar qualquer alteração na forma da função e a simplicidade do modelo do perfil (WOODALL, 2007).

O monitoramento de perfis enfoca, principalmente, duas categorias de dados funcionais. A primeira categoria se refere aos dados que podem ser modelados por uma regressão linear simples. Esses dados formam o que é denominado um perfil linear. Existem muitos exemplos em que a característica do produto deve ser monitorada por um perfil linear. Soleimani *et al.* (2009) apresentam um estudo de caso no campo da agricultura. Um conjunto de seis medidas diferentes de uma maçã forma um perfil linear. Li e Chen (2009) consideram a posição espacial de quatro pinos na montagem de um automóvel. O perfil linear é formado pelas medições de sensores óticos de coordenadas, usados no posicionamento das partes a serem unidas. Kusiak *et al.* (2011) observaram perfis lineares em turbinas de vento para geração de energia eólica. O exemplo mais recorrente na literatura, entretanto, envolve perfis de medições geométricas usadas em calibrações (COLOSIMO e PACELLA, 2010; CHEN e NEMBHARD, 2010; NOOROSSANA *et al.*, 2010; KAZEMZADEH *et al.*, 2008; MAHMOUD *et al.*, 2007; MAHMOUD e WOODALL *et al.*, 2004).

Os parâmetros típicos para modelos lineares são a intersecção do perfil no eixo da abscissa (eixo Y), a inclinação da reta e a variância (Kang e Albin, 2000; Gupta *et al.* 2006). A maioria dos métodos propostos pressupõe que os parâmetros de variância sejam normalmente e iid. As principais abordagens envolvem modelagens matemáticas baseadas em cartas de controle dos tipos (i) CUSUM e EWMA (COLOSIMO e PACELLA, 2010; LI e WANG, 2010; NOOROSSANA *et al.*, 2010); (ii) LRT (SOLEIMANI *et al.*, 2009; ZHANG *et al.*, 2009; EYVAZIAN *et al.*, 2010; XU *et al.*, 2012); e (iii) Hotelling T^2 (KAZEMZADEH *et al.*, 2008; NOOROSSANA *et al.*, 2008; NOOROSSANA *et al.*, 2010; ZHU e LIN, 2010). Adibi *et al.* (2014) propuseram um método que monitora, simultaneamente, as mudanças nos parâmetros de inclinação, intersecção e variância em uma única CC. O método estima o valor p para todos os níveis do perfil. Se ao menos um dos valores p for menor que o limite especificado, a amostra é assinalada como fora de controle. O método apresentou resultado satisfatório em comparação aos obtidos por Gupta *et al.* (2006). Gupta *et al.* (2006) substituíram os gráficos EWMA por gráficos de X-barra para monitorar a interceptação e inclinação e os resíduos. Os efeitos da não normalidade no desempenho de MP e da autocorrelação dos dados de modelos lineares foram investigados por Jensen *et al.* (2008), Noorossana *et al.* (2008), Soleimani *et al.* (2013) e Zhang *et al.* (2014).

A segunda categoria se refere aos dados funcionais não lineares. Destacam-se as pesquisas que envolvem modelos não lineares, modelos mistos e modelos de coeficientes *wavelet*. Por exemplo, Qiu *et al.* (2010) incorporaram a suavização linear local de kernel em uma carta EWMA, em que as correlações internas são descritas como modelo não paramétrico de efeitos mistos. Chicken *et al.* (2009) utilizam propriedades espaciais adaptativas de coeficientes *wavelets* para detectar mudanças no perfil próximas aos limites da forma funcional. Jensen e Birch (2009) propuseram o uso de modelos mistos não lineares para monitorar perfis não lineares considerando a estrutura de correlação. Um modelo geral para perfis não lineares foi apresentado por Williams *et al.* (2007). O modelo matemático para o perfil é dado por: $y_{ij} = f(\mathbf{x}_{ij}, \boldsymbol{\beta}_i) + \varepsilon_{ij}$, onde \mathbf{x}_{ij} é o vetor regressor da j -ésima observação do i -ésimo perfil, $\boldsymbol{\beta}_i$ é o vetor dos parâmetros do i -ésimo perfil e ε_{ij} é o erro aleatório. Assume-se que ε_{ij} segue uma distribuição normal e iid. Uma característica comum na modelagem de perfis não lineares é a alta dimensionalidade dos parâmetros de regressão. Assim, uma prática

frequente é combinar uma técnica de redução dimensional ao monitoramento por CCs (RAMSAY e SILVERMAN, 2005; SHIAU *et al.*, 2009; CHANGA e YADAMA, 2010 e PAYNABAR *et al.*, 2013)

Métodos de redes neurais artificiais também foram abordados para o MP. O método de redes neurais não necessita de um modelo analítico para a descrição estatística do perfil (PACELLA e SEMERARO, 2011). Zarandi e Alaeddini (2010) propuseram um método para MP linear baseado em Sistemas de Inferência Neuro-Fuzzy Adaptado (ANFIS – *Adaptative Neuro-Fuzzy Inference Systems*). O método consiste na geração de um modelo base composto por vetores de entrada e saída de informações de cada perfil. A informação de entrada é dada pelos parâmetros da regressão linear (intersecção, inclinação e variância). O vetor de saída é acrescido da informação binária do estado do perfil (0, se sob controle e 1, se fora de controle). Um algoritmo é executado para gerar sinalizações quando um perfil sai do estado sob controle. O modelo foi comparado com métodos estatísticos convencionais, tais como EWMA.

O MP na Fase I é fundamental para orientar a previsibilidade e o controle do processo no futuro. Entretanto, nem sempre é possível aplicar métodos apropriados à Fase I. A maioria dos trabalhos em CCs para o MP aborda métodos e seu desempenho na Fase II. Assim, é necessário avaliar se é razoável assumir que o perfil permanecerá constante quando o processo está sob controle ou se será esperada alguma variação devida a causas especiais ao longo do tempo (JONES-FARMER *et al.*, 2014; WOODALL e MONTGOMERY, 2014; WOODALL, 2007; ZOU *et al.*, 2007).

A verificação da eficiência dos métodos propostos é feita através da avaliação do desempenho das CCs. Uma forma de identificar a capacidade do modelo é através da determinação do tamanho médio de corrida (ARL – *average run length*). O método ARL é usado para avaliar o poder de uma CC, na Fase II. O ARL informa o número médio de corridas que uma CC executa para indicar uma mudança na estabilidade do processo. Colosimo e Pacella (2010) e Gupta *et al.* (2006) apresentam estudos comparativos de métodos para o MP linear em que o resultado é avaliado pelo ARL de cada CC.

O objetivo geral deste artigo é desenvolver um método robusto para monitorar perfis lineares e não lineares em ambas as fases do controle estatístico da qualidade. O

método proposto se baseia na variabilidade observada pela distância entre os perfis. O uso da distância entre os perfis facilita a observação das mudanças na estabilidade do processo, visto que apresenta apenas um único resultado da análise. Assim, o monitoramento pode ser realizado através de uma única CC. Além disso, o método utiliza apenas os dados observados no monitoramento, sem a necessidade de combinar técnicas de suavização ou regressão.

A seção 5.2 deste artigo apresenta a descrição do método proposto para a CC baseada em distância. A seção 5.3 apresenta um estudo simulado com a aplicação do método no monitoramento de um perfil não linear. A seção 5.4 apresenta um estudo comparativo do desempenho da carta para um perfil linear em que o método proposto foi comparado ao método em Adibi *et al.* (2014). Por fim, a seção 5.5 apresenta a conclusão do artigo.

5.2 CARTA DE CONTROLE BASEADA NA DISTÂNCIA (CCD)

Considerando que a variável de resposta é um perfil, a estabilidade do processo pode ser monitorada através da similaridade entre os perfis. Uma medida de similaridade pode ser dada pela distância entre perfis. A Distância de Hausdorff (DH) fornece uma medida da distância entre dois perfis ou conjuntos de pontos (Huttenlocher *et al.*, 1993). Quanto menor a distância, maior a semelhança entre os dois conjuntos de pontos. A DH é definida como o limite superior (valor máximo) do conjunto das distâncias mínimas entre os pontos de dois vetores. A definição de DH pode variar de acordo com os objetivos; por exemplo, o operador de máximo pode ser substituído pela média ou pela soma das distâncias mínimas.

A estabilidade do processo é avaliada através da carta de controle da distância entre o perfil médio \bar{y} de uma amostra de K observações e o perfil da população $\bar{\bar{y}}$. O processo deve ser considerado sob controle se essa distância estiver dentro dos limites de controle do processo. Se a distância estiver fora dos limites de controle, o processo deve ser considerado fora de controle. Padrões de repetições e tendências na CC também devem ser usados para avaliar a estabilidade do processo (MONTGOMERY, 2009). O monitoramento baseado na distância engloba as mudanças na média e na variabilidade do perfil em uma única CC. Como será demonstrado nesta seção, o

cálculo das distâncias usadas na CCD inclui a medida do desvio padrão, tornando redundante o uso de uma CC específica para essa medida.

Seja uma amostra formada por K observações da variável de resposta funcional, composta por N pontos, pertencentes a um perfil. As observações da k -ésima observação estão organizadas no vetor \mathbf{y}_k , no espaço \mathbb{R}^2 .

$$\mathbf{y}_k = [(y_{k1}, t_1), (y_{k2}, t_2), \dots, (y_{kN}, t_N)] \quad (1)$$

onde $k = 1, \dots, K$ e N são inteiros, positivos e maiores que 1, e t é um número real não negativo correspondendo ao valor da variável indexadora.

O perfil médio das K observações é definido pelo conjunto das médias dos pontos dos perfis observados. Seja $\bar{\mathbf{y}}$ o vetor da média da amostra dos K perfis, dado por:

$$\bar{\mathbf{y}} = \left[\left(\frac{\sum_{k=1}^K y_{k1}}{K}, t_1 \right), \dots, \left(\frac{\sum_{k=1}^K y_{kN}}{K}, t_N \right) \right] \quad (2)$$

A distância entre as curvas observadas [eq. (1)] e a curva média da equação (2) está associada à variabilidade característica do processo. Essa distância é equivalente ao resíduo definido pela diferença entre o valor observado e o valor da média ($y_k - \bar{y}$) em uma abordagem tradicional (MONTGOMERY, 2009).

A DH entre o perfil observado \mathbf{y}_k e o perfil médio $\bar{\mathbf{y}}$ é dada por:

$$d_{\mathbf{y}_k}(\bar{\mathbf{y}}) = \text{soma}_{\bar{y}_n \in \bar{\mathbf{y}}} d(\bar{y}_n, y_k) \quad (3)$$

onde,

$$d(\bar{y}_n, y_k) = \min_{y_k \in \mathbf{y}_k} d(\bar{y}_n, y_k) \quad (4)$$

sendo a distância $d(\bar{y}_n, y_k)$ correspondente à distância euclidiana entre um ponto do vetor $\bar{\mathbf{y}}$ e um ponto do vetor \mathbf{y}_k . O operador *soma* da equação (3) acumula as distâncias mínimas de cada um dos N pontos do perfil médio $\bar{\mathbf{y}}$ em relação ao perfil observado \mathbf{y}_k .

Seja S o desvio padrão para a amostra de K perfis, dado por:

$$S = \sqrt{\sum [d_{y_k}(\bar{y})]^2 / K - 1} \quad (5)$$

Como a distância obtida pela equação (4) é euclidiana, o valor resultante será sempre positivo. Assim, é necessário definir um sinal para a DH. O sinal será positivo se o valor do perfil observado no ponto for maior que valor do perfil médio, no mesmo instante t , e negativo se menor.

Os limites de controle devem ser estimados a partir da observação de um conjunto apropriado de amostras do processo. Devem ser assegurados os pressupostos de normalidade e iid para os dados amostrados (JONES-FARMER *et al.*, 2014; WOODALL e MONTGOMERY, 2014). Considerando o teorema do limite central (MONTGOMERY, 2009), o operador de soma das distâncias na equação (3) assegura que os resíduos sejam normalmente distribuídos. A independência e homocedasticidade das variâncias devem ser avaliadas através da análise gráfica e da linearidade dos resíduos. Recomenda-se que pelo menos 100 amostras do perfil sejam coletadas e organizadas em pelo menos 25 subgrupos (MONTGOMERY, 2009). Para cada subgrupo deve-se estimar os parâmetros de média e desvio padrão conforme as equações (2) e (5), respectivamente.

Seja I o número de subgrupos e K o número de perfis em cada subgrupo; o perfil médio $\bar{\bar{y}}$ de todas as observações é dado por:

$$\bar{\bar{y}} = \left[\left(\frac{\sum_{i=1}^I \sum_{k=1}^K y_{ik1}}{IK}, t_1 \right), \dots, \left(\frac{\sum_{i=1}^I \sum_{k=1}^K y_{ikN}}{IK}, t_N \right) \right] \quad (6)$$

A DH entre o perfil médio \bar{y} de uma amostra de K observações e o perfil médio $\bar{\bar{y}}$ de todas as observações é dado por:

$$d_{\bar{y}}(\bar{\bar{y}}) = \text{soma}_{\bar{y}.n \in \bar{\bar{y}}} d(\bar{y}.n, \bar{\bar{y}}) \quad (7)$$

O Limite Inferior de Controle (*LCL*) e o Limite Superior de Controle (*UCL*) serão dados por:

$$LCL = -3 \frac{\bar{s}}{C_4 \sqrt{K}} \quad (8)$$

$$UCL = 3 \frac{\bar{s}}{C_4 \sqrt{K}} \quad (9)$$

onde C_4 é uma constante próxima a 1, dependente do número de perfis da amostra K (MONTGOMERY, 2009), e $\bar{S} = \sum_i S_i / I$ é o desvio padrão médio dos I subgrupos.

Na fase de monitoramento, deve-se calcular a distância do perfil médio \bar{y} de uma amostra de K observações e o perfil médio $\bar{\bar{y}}$ de todas as observações estimado na Fase I. Se o valor dessa distância estiver fora dos limites especificados, a amostra é assinalada como fora de controle. O desempenho da carta de controle deve ser avaliado através do ARL da CC.

5.3 ESTUDO SIMULADO - PERFIL NÃO LINEAR

Esta seção apresenta o resultado da aplicação do método proposto na seção 5.2 ao monitoramento de um perfil não linear. O perfil foi baseado no caso de um fabricante de pneus, que monitora a qualidade do produto através da curva reométrica de vulcanização da borracha. A curva reométrica permite avaliar as propriedades visco-elásticas da borracha. Uma característica viscosa é dada pelo torque suportado por uma amostra de borracha em função do tempo. As medidas de torque são tomadas em diferentes instantes do tempo de vulcanização.

Com base em dados reais do fabricante de pneus, verificou-se que a curva de vulcanização da borracha segue o modelo apresentado na equação (10). Os dados reais foram ajustados através de modelos de regressão não linear.

$$Y_{ik} = \beta_0 - \beta_1 e^{-\beta_2 (t_{ik})^{\beta_3}} + \varepsilon_{ik} \quad (10)$$

Nessa equação, Y representa o torque, $\beta_0, \beta_1, \beta_2$ e β_3 são os coeficientes experimentais do modelo e t o tempo em minutos. A partir desse modelo, é possível determinar o valor do torque em qualquer tempo no intervalo modelado, o que permite que a curva de vulcanização seja comparável em intervalos fixos de tempo.

Na Fase I, foram gerados perfis correspondentes a $K = 4$ observações para $I = 50$ subgrupos. Os parâmetros de ajuste usados foram $\beta_0 = 6,772$, $\beta_1 = 6,463$, $\beta_2 = 0,159$ e $\beta_3 = 2,936$. A Figura 5.1 apresenta a forma para quatro observações do perfil. Os perfis observados em cada subgrupo foram gerados a partir de uma simulação de Monte Carlo. Foram adicionados termos de erro aleatório aos parâmetros β_0, β_1 e ε_{ik} da equação (10), seguindo uma distribuição Normal com desvio padrão $\sigma = 0,05$. O método foi aplicado a perfis com $N = 5, 10$ e 20 pontos.

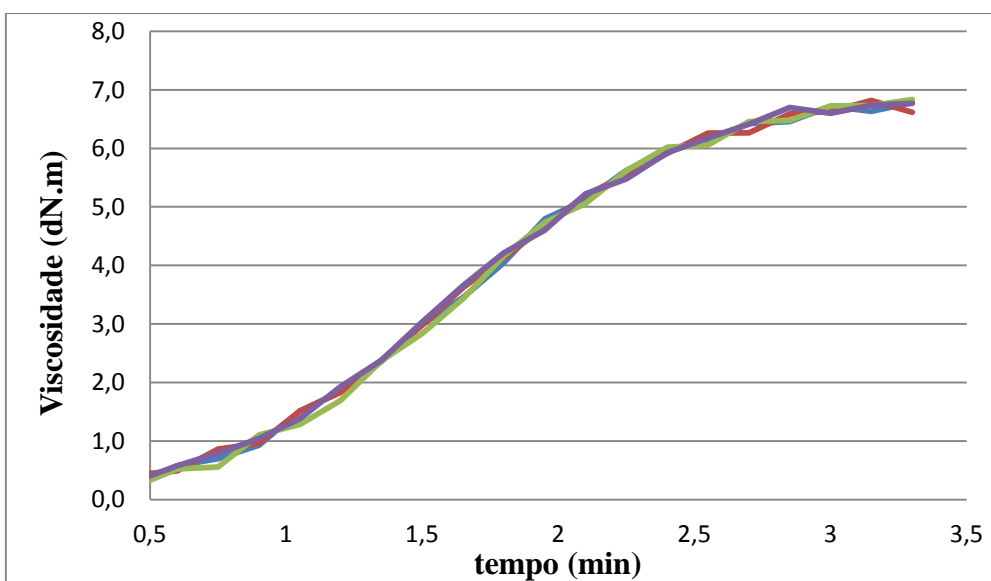


Figura 5.1 Perfil não linear da viscosidade da borracha

O desvio padrão médio dos I subgrupos e os limites de controle inferior e superior calculados, considerando $C_4 = 0,9213$, estão apresentados na Tabela 5.1. O limite central da carta é zero. Qualquer distância entre o perfil médio \bar{y} de um subgrupo e o perfil médio $\bar{\bar{y}}$ de todas as observações que estiver fora dos limites inferior e superior de controle indicará uma situação fora de controle. Os pressupostos de normalidade e iid foram verificados e os resultados estão apresentados nas Figuras 5.2 a 5.4 e Tabelas 5.2 a 5.4.

Tabela 5.1 Parâmetros da Carta de Controle - Fase I

Parâmetro	$N = 5$	$N = 10$	$N = 20$
\bar{S}	0,156	0,222	0,318
LCL	-0,254	-0,361	-0,518
UCL	0,254	0,361	0,518

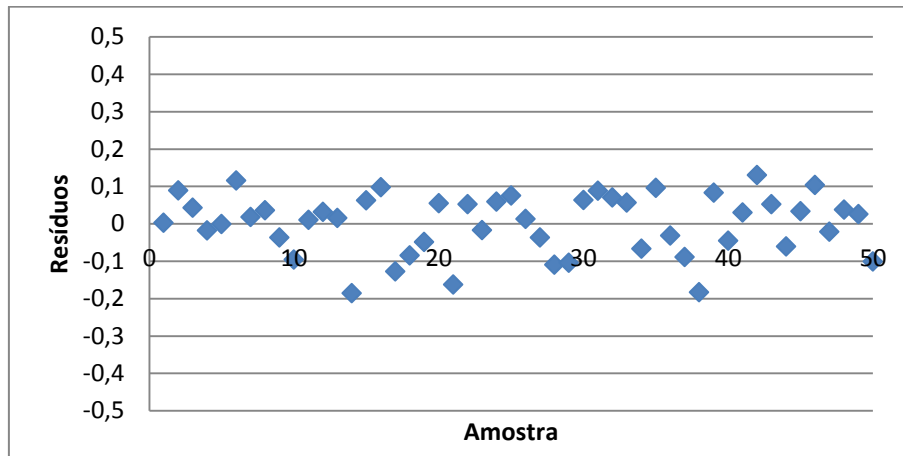


Figura 5.2 Gráfico dos resíduos do perfil não linear para $N = 5$

Table 5.2 Parâmetros da regressão dos resíduos para $N = 5$ e $\alpha = 0,05$

R^2		Coeficientes	Stat t	Valor p	Limite Inferior	Limite Superior
$8,43 \times 10^{-7}$	Interseção	$1,28 \times 10^{-5}$	0,00553	0,996	-0,0463	0,0466
	Inclinação	$-5,01 \times 10^{-6}$	0,00636	0,995	-0,00159	0,00158

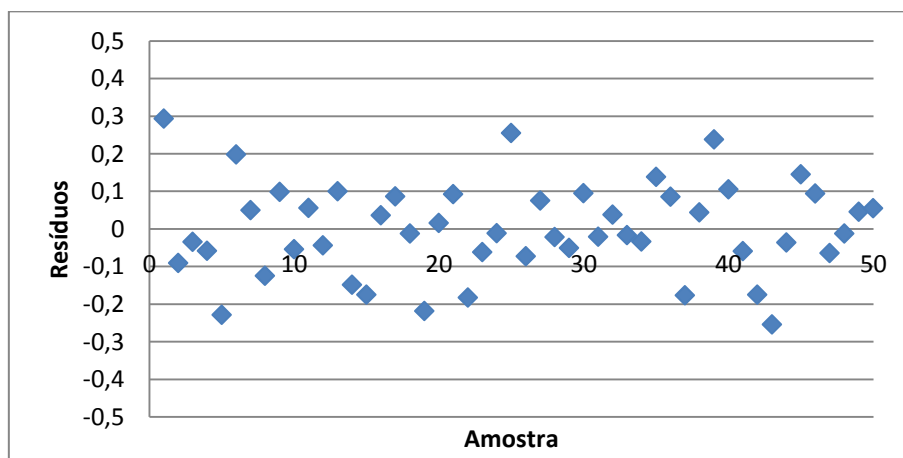


Figura 5.3 Gráfico dos resíduos do perfil não linear para $N = 10$

Table 5.3 Parâmetros da regressão dos resíduos para $N = 10$ e $\alpha = 0,05$

R^2		Coefficientes	Stat t	Valor p	Limite Inferior	Limite Superior
0,00114	Interseção	-0,00731	-0,204	0,839	-0,0794	0,0648
	Inclinação	0,000287	0,234	0,816	-0,00207	0,00274

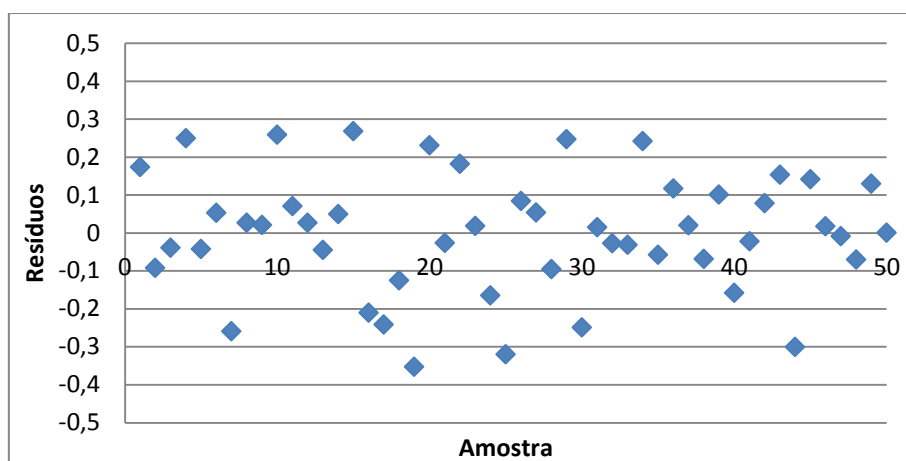


Figura 5.4 Gráfico dos resíduos do perfil não linear para $N = 20$

Table 6.4 Parâmetros da regressão dos resíduos para $N = 20$ e $\alpha = 0,05$

R^2		Coefficientes	Stat t	Valor p	Limite Inferior	Limite Superior
0,000356	Interseção	0,00518	0,114	0,910	-0,0863	0,0967
	Inclinação	-0,000203	-0,131	0,897	-0,00333	0,00292

O desempenho da CCD foi avaliado através do ARL. Foram simulados cenários com mudanças na estabilidade do perfil a partir dos parâmetros β_0, β_1 e σ da equação (10), conforme fatores apresentados na Tabela 5.5. Foram realizadas 30000 repetições de cada cenário.

Table 5.5 Fatores de mudanças nos parâmetros do modelo

Mudança em	Notação	Valores de Mudança
β_0	$\beta_0 \rightarrow \beta_0 + \lambda\sigma$	$\lambda = 0,2; 0,4; \dots; 1$
β_1	$\beta_1 \rightarrow \beta_1 + \delta\sigma$	$\delta = 0,5; 1,0; \dots; 2,5$
σ	$\sigma \rightarrow \gamma\sigma$	$\gamma = 1,4; 1,6; \dots; 3,0$

A Tabela 5.6 apresenta os resultados para o desempenho da carta considerando as mudanças na estabilidade planejadas na Tabela 5.5. O ARL esperado para um processo sob controle é de 370,37, para $\alpha = 0,05$. Os dados mostram que a carta detecta, rapidamente, pequenas mudanças nos níveis dos parâmetros do perfil, isto é, o método CCD foi eficaz em detectar pequenas mudanças nos parâmetros avaliados. O nível de desempenho da CCD melhorou com o aumento de N , para mudanças nos parâmetros β_0 e β_1 . O resultado mostrou que apenas uma carta é suficiente para detectar mudanças em diferentes parâmetros do perfil não linear.

Tabela 5.6 Comparação do ARL para as mudanças na estabilidade do perfil não linear

λ	N			δ	N			γ	N		
	5	10	20		5	10	20		5	10	20
0	370	375	370	0	370	364	368	1	368	370	370
0,2	80,4	63,9	37,7	0,5	126	48,2	20,1	1,4	81,7	82,0	84,0
0,4	21,3	11,2	4,54	1,0	24,5	7,86	5,86	1,8	29,9	31,4	33,3
0,6	7,43	3,33	1,53	1,5	7,03	2,46	1,25	2,2	15,0	15,1	17,1
0,8	3,35	1,61	1,06	2,0	2,88	1,33	1,04	2,6	9,32	9,04	10,0
1,0	1,91	1,14	1,03	2,5	1,64	1,06	1,01	3,0	6,43	6,48	6,96

5.4 ESTUDO COMPARATIVO - PERFIL LINEAR

Esta seção apresenta o resultado da aplicação do método proposto na seção 5.2 ao monitoramento de um perfil linear. O desempenho da CCD foi comparado ao obtido pelo método do valor p proposto por Adibi *et al.* (2014). O perfil foi baseado no modelo da equação (11).

$$Y_{ik} = \beta_0 + \beta_1 X_k + \varepsilon_{ik} \quad (11)$$

onde β_0 e β_1 são os coeficientes de intercepto e inclinação, e ε_{ik} são variáveis aleatórias normalmente, independente e identicamente distribuídas, com média zero e variância σ^2 .

Na Fase I, foram gerados perfis correspondentes a $K = 4$ observações dos $I = 50$ subgrupos. Os perfis observados em cada subgrupo foram gerados a partir de uma

simulação de Monte Carlo. O termo de erro aleatório ε_{ik} da equação (11) segue uma distribuição Normal com média $\mu = 0$ e desvio padrão $\sigma = 1$. A Figura 5.5 apresenta a forma do perfil simulado. Os parâmetros de ajuste usados foram $\beta_0 = 3$ e $\beta_1 = 2$.

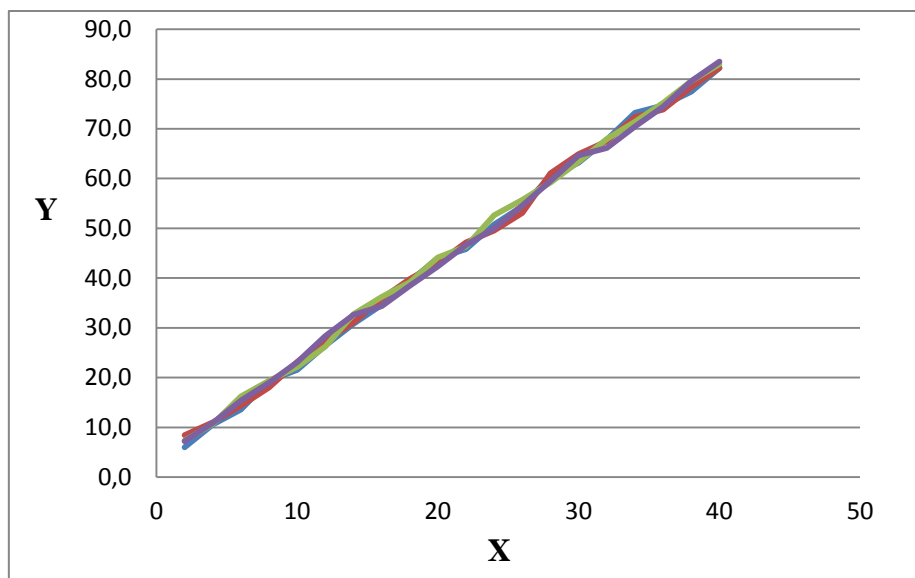


Figura 5.5 Perfil linear para $\beta_0 = 3$ e $\beta_1 = 2$

O desvio padrão médio \bar{S} dos I subgrupos (amostras) e os limites de controle inferior e superior calculados, considerando $C_4 = 0,9213$, estão apresentados na Tabela 5.7. O limite central da carta é zero. Qualquer distância entre o perfil médio \bar{y} de um subgrupo e o perfil médio $\bar{\bar{y}}$ de todas as observações que estiver fora dos limites inferior ou superior de controle indicará uma situação fora de controle. Os pressupostos de normalidade e iid foram verificados e os resultados estão apresentados nas Figuras 5.6 a 5.8 e Tabelas 5.8 a 5.10.

Tabela 5.7 Parâmetros da CCD - Fase I

Parâmetro	$N = 5$	$N = 10$	$N = 20$
\bar{S}	2,11	2,93	4,17
LCL	-3,44	-4,77	-6,78
UCL	3,44	4,77	6,78

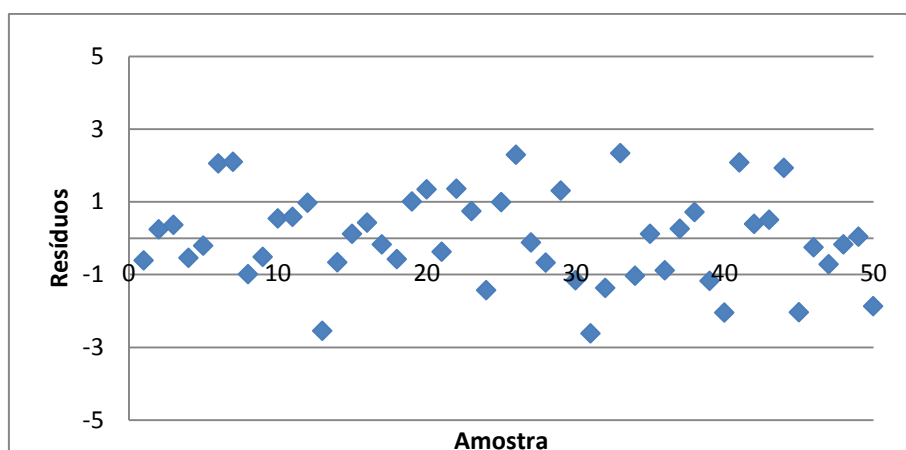


Figura 5.6 Gráfico dos resíduos do perfil linear para $N = 5$

Tabela 5.8 Parâmetros da regressão dos resíduos para $N = 5$ e $\alpha = 0,05$

R^2		Coefficientes	Stat t	Valor p	Limite Inferior	Limite Superior
0,0202	Interseção	0,309	0,865	0,391	-0,410	1,029
	Inclinação	-0,0121	-0,994	0,325	-0,0367	0,0124

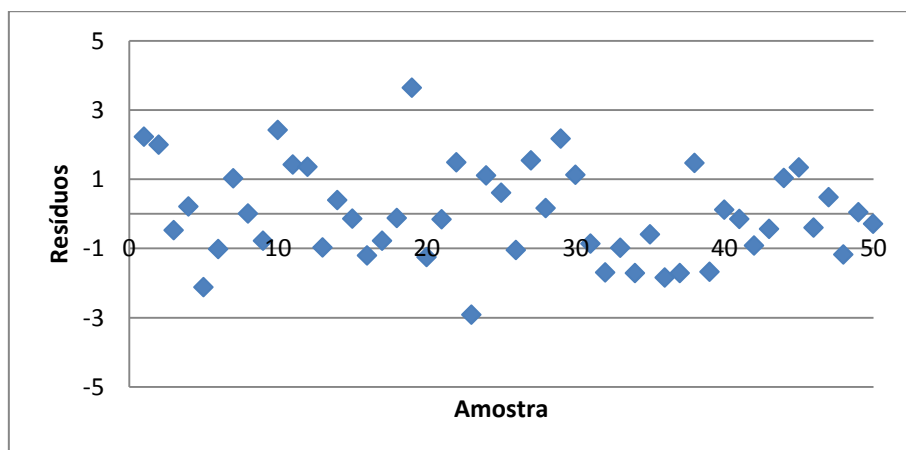


Figura 5.7 Gráfico dos resíduos do perfil linear para $N = 10$

Tabela 5.9 Parâmetros da regressão dos resíduos para $N = 10$ e $\alpha = 0,05$

R^2		Coefficientes	Stat t	Valor p	Limite Inferior	Limite Superior
0,0352	Interseção	0,447	1,15	0,255	-0,333	1,23
	Inclinação	-0,0175	-1,32	0,192	-0,0441	0,0909

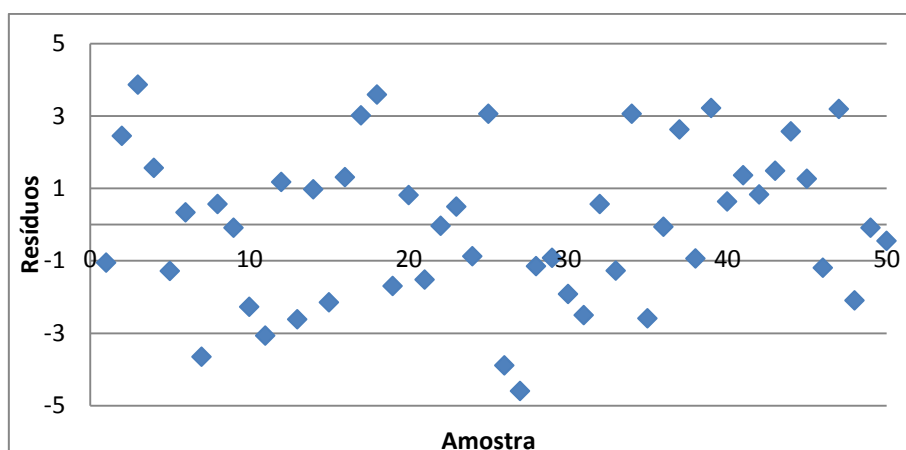


Figura 5.8 Gráfico dos resíduos do perfil linear para $N = 20$

Tabela 5.10 Parâmetros da regressão dos resíduos para $N = 20$ e $\alpha = 0,05$

R^2		Coefficientes	Stat t	Valor p	Limite Inferior	Limite Superior
0,00699	Interseção	-0,311	-0,506	0,615	-1,55	0,927
	Inclinação	0,0122	0,581	0,564	-0,0301	0,0545

Uma simulação de Monte Carlo foi realizada para avaliar o desempenho da CCD em comparação ao método do valor p proposto por Adibi *et al.* (2014). O desempenho da CCD foi avaliado através do ARL. Foram simulados cenários com mudanças na estabilidade do perfil, a partir dos parâmetros β_0, β_1 e σ da equação (11), conforme apresentado na Tabela 5.11. Foram realizadas 30000 repetições de cada cenário.

Tabela 5.11 Mudanças nos parâmetros do modelo

Mudança em	Notação	Valores de Mudança
β_0	$\beta_0 \rightarrow \beta_0 + \lambda\sigma$	$\lambda = 0,2; 0,4; \dots; 1,0$
β_1	$\beta_1 \rightarrow \beta_1 + \delta\sigma$	$\delta = 0,025; 0,05; \dots; 0,125$
ε_{ik}	$\sigma \rightarrow \gamma\sigma$	$\gamma = 1,4; 1,6; \dots; 3,0$

As Tabelas 5.12 a 5.20 apresentam os resultados para o desempenho das cartas considerando as mudanças na estabilidade planejadas na Tabela 5.11. Os resultados foram agrupados considerando o número de pontos e o tipo de mudança nos parâmetros do perfil. O ARL esperado para um processo sob controle da CCD é de 370,37, para $\alpha =$

0,05. A carta dos valores p possui limites de controle baseado no valor de $\alpha = 0,005$, conforme método proposto por Adibi *et al.* (2014). A situação fora de controle é sinalizada quando o valor p calculado para a amostra for maior que o valor de α . O ARL esperado para a situação sob controle é de 200.

Considerando os perfis lineares com $N = 20$ pontos, observa-se que o método CCD detecta rapidamente pequenas mudanças nos níveis dos parâmetros do perfil em apenas uma carta. Os resultados das Tabelas 5.12 a 5.14 mostram que o ARL da carta CCD sempre se reduz com as mudanças nos parâmetros β_0, β_1 e σ . Em contrapartida, o esquema que usa os valores p exige a utilização de três CCs. Isto é, na Tabela 5.12, as cartas dos valores p β_1 e σ não detectam a mudança no parâmetro β_0 . Na Tabela 5.13, as cartas dos valores p β_0 e σ não detectam a mudança no parâmetro β_1 . As mudanças na variância são detectadas após um número médio de amostras maior em todas as cartas, exceto para a CC dos valores p σ .

Tabela 5.12 Comparação do ARL para as mudanças em β_0 com $N = 20$ pontos

λ	CCD	Valor p β_0	Valor p β_1	Valor p σ
0	370	183	199	206
0,2	7,23	101	197	172
0,4	1,31	35,9	182	165
0,6	1,01	14,4	187	188
0,8	1,00	6,79	181	158
1,0	1,00	3,70	186	148

Tabela 5.13 Comparação do ARL para as mudanças em β_1 com $N = 20$ pontos

δ	CCD	Valor p β_0	Valor p β_1	Valor p σ
0	370	183	199	206
0,025	1,03	173	14,8	160
0,050	1,00	191	2,35	166
0,075	1,35	184	1,15	155
0,100	3,18	183	1,01	154
0,125	1,96	180	1,00	160

Tabela 5.14 Comparação do ARL para as mudanças em σ com $N = 20$ pontos

γ	CCD	Valor p β_0	Valor p β_1	Valor p σ
1,0	370	183	199	206
1,4	31,6	21,3	21,3	2,55
1,8	10,7	7,85	7,79	1,15
2,2	6,10	4,77	4,76	1,02
2,6	4,47	3,48	3,47	1,00
3,0	3,77	2,78	2,77	1,00

O desempenho do método CCD se mantém mesmo com a redução do número de pontos para $N = 10$. Novamente, o comportamento da CCD para as mudanças na variância apresenta um ARL ligeiramente maior que nas cartas para o valor p ; já estas cartas apresentaram um aumento no ARL frente aos mesmos níveis de mudanças dos parâmetros do perfil. A CC dos valores p também apresentou um ARL menor para a situação sob controle, indicando um aumento no número de alarmes falsos.

Tabela 5.15 Comparação do ARL para as mudanças em β_0 com $N = 10$ pontos

λ	CCD	Valor p β_0	Valor $p \beta_1$	Valor $p \sigma$
0	370	162	163	122
0,2	20,8	97,1	155	116
0,4	2,93	50,1	136	113
0,6	1,24	25,9	157	124
0,8	1,02	13,7	167	134
1,0	1,00	7,93	153	107

Tabela 5.16 Comparação do ARL para as mudanças em β_1 com $N = 10$ pontos

δ	CCD	Valor p β_0	Valor $p \beta_1$	Valor $p \sigma$
0	370	162	163	122
0,025	1,70	174	29,5	124
0,050	1,00	151	5,42	126
0,075	1,00	155	1,98	122
0,100	1,00	144	1,22	118
0,125	1,00	168	1,04	114

Tabela 5.17 Comparação do ARL para as mudanças em σ com $N = 10$ pontos

γ	CCD	Valor p β_0	Valor p β_1	Valor p σ
1,0	370	162	163	122
1,4	33,2	18,4	19,0	4,65
1,8	10,9	7,76	7,81	1,69
2,2	6,06	4,64	4,61	1,22
2,6	4,17	3,41	3,39	1,08
3,0	3,77	2,78	2,77	1,00

O desempenho das CC dos valores p diminui (ADIBI *et al.*, 2014) com $N = 5$ pontos no perfil. Comparando a situação em que não há mudança nos parâmetros – primeira linha das Tabelas 5.12 a 5.20 – o ARL cai pela metade com a redução de $N = 20$ para $N = 5$ pontos.

Tabela 5.18 Comparação do ARL para as mudanças em β_0 com $N = 5$ pontos

λ	CCD	Valor p β_0	Valor $p \beta_1$	Valor $p \sigma$
0	375	102	87,5	68,2
0,2	58,6	93,2	94,0	71,3
0,4	8,67	65,9	98,7	71,3
0,6	2,67	45,9	99,3	61,0
0,8	1,39	28,3	94,6	72,1
1,0	1,07	18,4	91,7	64,0

Tabela 5.19 Comparação do ARL para as mudanças em β_1 com $N = 5$ pontos

δ	CCD	Valor p β_0	Valor $p \beta_1$	Valor $p \sigma$
0	375	102	87,5	68,2
0,025	2,68	107,9	36,4	67,1
0,050	1,01	99,7	10,4	64,2
0,075	1,00	105,3	3,94	77,7
0,100	1,00	105,3	2,03	67,1
0,125	1,00	107,53	1,37	71,8

Tabela 5.20 Comparação do ARL para as mudanças em σ com $N = 5$ pontos

γ	CCD	Valor p β_0	Valor p β_1	Valor p σ
1,0	375	102	87,5	68,2
1,4	34,6	15,3	14,9	7,01
1,8	11,2	6,54	6,37	2,92
2,2	6,21	4,12	4,02	1,90
2,6	4,41	3,11	3,04	1,38
3,0	3,26	2,56	2,52	1,33

Na simulação apresentada, a mudança no número de pontos do perfil foi usada para avaliar a influência do afastamento dos pontos da variável independente relativamente à variável indexadora. Tal afastamento afeta diretamente o cálculo da distância entre os perfis. As Figuras 5.9 a 5.11 mostram o comportamento do método CCD em função do número de pontos do perfil. A CCD manteve o mesmo nível de desempenho para mudanças nos parâmetros β_1 e σ . A redução de N apresentou uma pequena influência na sensibilidade da carta frente a mudanças em β_0 .

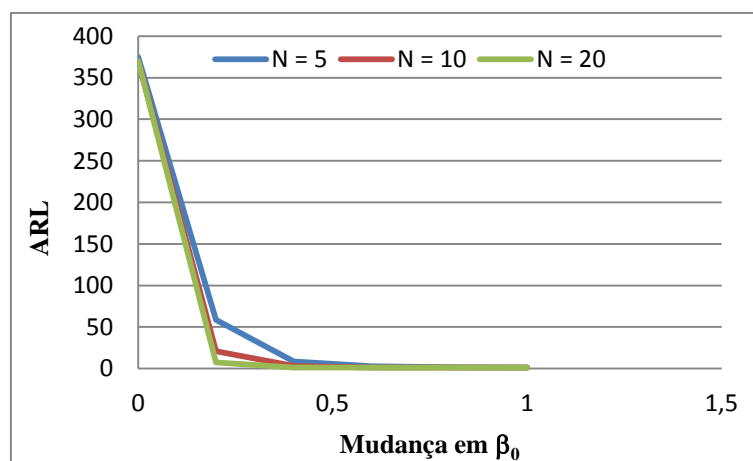


Figura 5.9 Desempenho do método CCD em função de N para mudanças em β_0

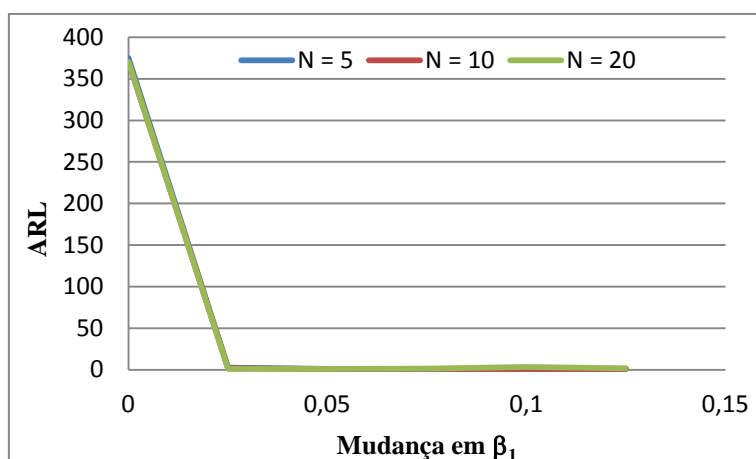


Figura 5.10 Desempenho do método CCD em função de N para mudanças em β_1

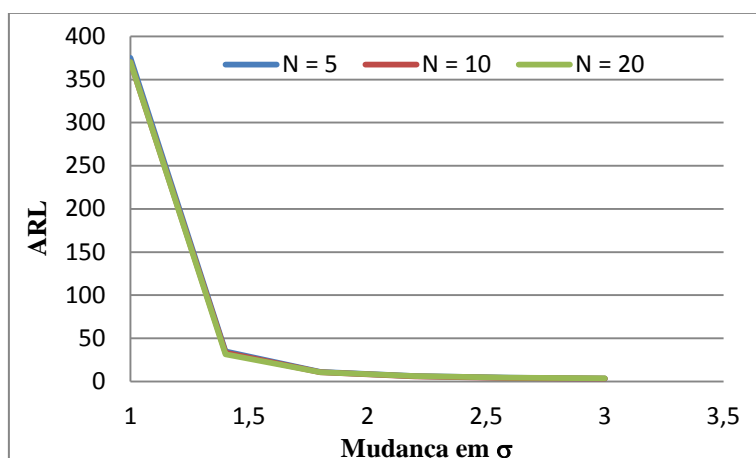


Figura 5.11 Desempenho do método CCD em função de N para mudanças em σ

5.5 CONCLUSÃO

O monitoramento e controle de processos de fabricação que envolvem a análise de dados funcionais é um tema de pesquisa recente na área de Engenharia da Qualidade. Produtos e processos caracterizados por variáveis funcionais devem ser analisados através de métodos apropriados a esse tipo de variável. O uso de métodos equivocados pode ser ineficiente para assinalar a instabilidade do processo e a falta de alarme não impede que produtos defeituosos sejam fabricados. Métodos inapropriados também podem provocar paradas de máquinas e trabalhos desnecessárias devido aos alarmes falsos.

O método de MP proposto nesse artigo é uma adaptação de uma CC tradicional para o monitoramento e controle estatístico de processos caracterizados por perfis. O método utiliza apenas uma CC, na qual são considerados todos os pontos do perfil. O principal elemento da proposta foi a utilização da distância de Hausdorff como medida de proximidade entre os perfis. A medida de proximidade dos perfis equivale ao resíduo do modelo estatístico usado na estimativa das variâncias. Um método detalhado por equações e gráficos foi desenvolvido para avaliar a estabilidade de perfis lineares e não lineares. O método foi aplicado às Fases I e II do controle estatístico do processo. A capacidade do método CCD foi avaliada através de um estudo simulado.

O método proposto demonstrou capacidade em detectar mudanças na estabilidade de perfis lineares e não lineares. O método necessita da aplicação de apenas uma CC, eliminando a aplicação de cartas individuais para cada parâmetro ou uma combinação de cartas multivariadas. O estudo simulado do método CCD apresentou desempenho satisfatório para o monitoramento de qualquer parâmetro dos perfis linear e não linear. O método CCD aplicado ao perfil não linear exige apenas uma CC, enquanto os métodos atuais necessitam de ao menos quatro CC individuais ou uma combinação de CC. No caso do perfil linear, o método CCD apresentou desempenho similar ou melhor que o método baseado nos valores p (ADIBI *et al.*, 2014), com o uso de apenas uma CC.

A CCD não exige tratamento adicional de dados, tal como suavização das curvas ou redução dimensional. O método pode ser implementado em planilhas eletrônicas, sem a necessidade de programas computacionais complexos. Algumas questões relevantes que surgiram no decorrer dessa pesquisa podem ser apontadas como sugestões relacionadas ao desdobramento do método apresentado: (i) investigação da influência do tamanho dos subgrupos na definição dos limites de controle da Fase I; (ii) aplicação do método a estudos de capacidade de processos descritos por dados funcionais.

5.6 REFERÊNCIAS

- ADIBI, A.; MONTGOMERY, D. C.; BORROR, C. M. Phase II monitoring of linear profiles using a P-value approach. *International Journal of Quality Engineering and Technology* 2014, **4**(2): 97-106.
- CHANG, S. I.; YADAMA, S. Statistical process control for monitoring non-linear profiles using wavelet filtering and B-spline approximation. *International Journal of Production Research* 2010, **48**: 1049-1068
- CHEN, S.; NEMBHARD, B. A High-dimensional Control Chart for Profile Monitoring. *Quality and Reliability Engineering International* 2010, Published Online.
- CHICKEN, E.; PIGNATIELLO Jr., J. J.; SIMPSON, J. R. Statistical Process Monitoring of Nonlinear Profiles Using Wavelets. *Journal of Quality Technology* 2009, **41**(2): 198-212.
- COLOSIMO, B. M.; PACELLA M. A comparison study of control charts for statistical monitoring of functional data. *International Journal of Production Research* 2010, **48**(6): 1575-1601.
- EYVAZIAN, M.; NOOROSSANA, R.; SAGHAEI, A.; AMIRI, A. Phase II monitoring of multivariate multiple linear regression profiles. *Quality and Reliability Engineering International* 2011, **27**: 281-296.
- GARDNER, M. M.; LU, J. C.; GYURCSIK, R. S. Equipment fault detection using spatial signatures. *Components, Packaging, and Manufacturing Technology* 1997, **20**: 295-304.
- GUPTA, S.; MONTGOMERY, D. C.; WOODALL, W. H. Performance evaluation of two methods for online monitoring of linear calibration profiles. *International Journal of Production Research* 2006, **44**(10): 1927-1942.
- HUTTENLOCHER, D.P. KLANDERMAN, G.A. RUCKLIDGE, W.J. Comparing images using the Hausdorff distance. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 1993; **15**: 850-863.
- JENSEN, W. A.; BIRCH J. B.; WOODALL, W. H. Monitoring Correlation Within Linear Profiles Using Mixed Models. *Journal of Quality Technology* 2008; **40**(2): 167-183.

- JENSEN, W. A.; BIRCH J. B. Profile Monitoring via Nonlinear Mixed Models. *Journal of Quality Technology* 2009, **41**(1): 18-34.
- JONES-FARMER, L. A.; WOODALL, W. H.; STEINER, S. H.; CHAMP, C. W. An Overview of Phase I Analysis for Process Improvement and Monitoring. *Journal of Quality Technology* 2014, **46**(3): 265-280.
- KAZEMZADEH, R. B.; NOOROSSANA, R.; AMIRI, A. Phase I Monitoring of Polynimial Profiles. *Communications in Statistics - Theory and Methods* 2008, **37**(10): 1671-1686.
- KANG, L.; ALBIN, S.L. On-line monitoring when the process yields a linear profile. *Journal of Quality Technology* 2000; **32**: 418-426.
- KUSIAK, A.; ZHENG, H.; ZHANG, Z. Virtual Wind Speed Sensor for Wind Turbines. *Journal of Energy Engineering* 2011, **2011**: 59-69.
- LI, S.; CHEN, Y. Sensor fault detection for manufacturing quality control. *Computers IIE Transactions* 2009, **41**: 605–614.
- LI, Z.; WANG, Z. An exponentially weighted moving average scheme with variable sampling intervals for monitoring linear profiles. *Computers & Industrial Engineering* 2010, **59**: 630-637.
- MAHMOUD, M. A., WOODALL, W. H. Phase I Analysis of Linear Profiles with Calibration Applications. *Technometrics* 2004, **46**: 377-391.
- MAHMOUD, M. A.; PARKER, P. A.; WOODALL, W. H.; HAWKINS, D. M. A change point method for linear profile data. *Quality and Reliability Engineering International* 2007, **23**: 247-268.
- MONTGOMERY, D. C. *Introduction to Statistical Quality Control*. New York: John Wiley and Sons, 2009.
- NOOROSSANA, R.; VAGHEFI, A.; DORRI, M. The effect of non-normality on performance of linear profile monitoring. *Industrial Engineering and Engineering Management* 2008. 2008: 262-266.
- NOOROSSANA, R.; EYVAZIAN, M.; VAGHEFI, A. Phase II monitoring of multivariate simple linear profiles. *Computers & Industrial Engineering* 2010, **58**: 563-570.
- PACELLA, M.; SEMERARO, Q. Monitoring roundness profiles based on an unsupervised neural. *Computers & Industrial Engineering* 2011, **60**(4): 677-689.

- PAYNABAR, K.; JIN, J.; PACELLA, M. Monitoring and diagnosis of multichannel nonlinear profile variations using uncorrelated multilinear principal component analysis. *IIE Transactions* 2013, **45**(11): 1235 - 1247.
- QIU, P.; ZOU, C.; WANG, Z. Nonparametric Profile Monitoring by Mixed Effects Modeling. *Technometrics* 2010, **52**(3): 265-277.
- RAMSAY, J. O.; SILVERMAN, B. W. *Functional data analysis* (2nd ed.). Springer: New York, 2005.
- SHIAU, J.; HUANG, H.; LIN, S.; TSAI, M. Monitoring nonlinear profiles with random effects by nonparametric regression. *Communications in Statistics - Theory and Methods* 2009, **38**: 1664-1679.
- SOLEIMANI, P.; NOOROSSANA, R.; AMIRI, A. Simple linear profiles monitoring in the presence of within profile autocorrelation. *Computers & Industrial Engineering* 2009, **57**: 1015–1021.
- SOLEIMANI, P.; NOOROSSANA, R.; NIAKI, S. T. A. Monitoring autocorrelated multivariate simple linear profiles. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2013, **67**: 1857-1665.
- WALKER, E.; WRIGHT, S. P. Comparing curves using additive models. *Journal of Quality Technology* 2002, **34**: 118-129.
- WILLIAMS, J. D.; WOODALL, W. H.; BIRCH, J. B. Statistical monitoring of nonlinear product and process quality profiles. *Quality and Reliability Engineering International* 2007, **23**: 925-941.
- WOODALL, W. H.; SPITZNER, D. J.; MONTGOMERY, D. C.; GUPTA, S. Using Control Charts to Monitor Process and Product Quality Profiles. *Journal of Quality Technology* 2004, **36**(3): 309-320.
- WOODALL, W. H. Current research on profile monitoring. *Produção* 2007, **17**: 420-425.
- WOODALL, W. H.; MONTGOMERY, D. C. Some Current Directions in the Theory and Application of Statistical Process Monitoring. *Journal of Quality Technology* 2014. **46**(1): 78-94.
- XU, L.; WANG, S.; PENG, Y.; MORGAN, J. P.; REYNOLDS JR., M. R.; WOODALL, W. H. The Monitoring of Linear Profiles with a GLR Control Chart. *Journal of Quality Technology* 2012. **44**(4): 348-362.

- ZHANG, J.; LI, Z.; WANG, Z. Control chart based on likelihood ratio for monitoring linear profiles. *Computational Statistics and Data Analysis* 2009. **53**: 1440-1448.
- ZHANG, Y.; HE, Z.; ZHANG, C.; WOODALL, W. H. Control Charts for Monitoring Linear Profiles with Within-Profile Correlation Using Gaussian Process Models. *Quality and Reliability Engineering International* 2014, **30**: 487-501.
- ZARANDI, M. H. F.; ALAEDDINI, A. Using Adaptive Nero-Fuzzy Systems to Monitor Linear Quality Profile. *Journal of Uncertain Systems* 2010, **4**(2): 147-160.
- ZHU, J.; LIN, D. K. J. Monitoring the Slopes of Linear Profiles. *Quality Engineering* 2010, **22**: 1-12.
- ZOU, C.; ZHOU, C.; WANG, Z.; TSUNG, F. A Self-Starting Control Chart for Linear Profiles. *Journal of Quality Technology* 2007. **39**(4): 364-375.

6 ARTIGO 5 – Functional data analysis applied to supplier selection in innovation projects

Alexandre Homsí Pedott
Jonatas Ost Scherer
Flávio Sanson Fogliatto

Abstract: Innovation matters to firm competitiveness. In order to improve the innovation efficiency firms may search for use supplier capabilities as a source of complementarities. In this paper we propose a qualitative-quantitative supplier selection method grounded on the use of dynamic capabilities theory to define selection criteria. Candidate suppliers are evaluated regarding selected criteria, and evaluation outcomes for each supplier are organized in a profile vector and analyzed using functional methods. Different supplier profiles are evaluated with respect to a hypothetical target supplier. The objective is to select the best supplier for a specific innovation project; for that, we propose the use of the Hausdorff Distance to measure the distance between each supplier profile and the target. An empirical study carried out to illustrate the method shows its adequacy to select suppliers according to the firm's project specificities.

6.1 INTRODUCTION

According to the Neo-Schumpeterian view of the firm, competition among firms is based on innovation, and those who can innovate successfully obtain significant profits. Corroborating this view, several studies highlighted the importance of innovation as part of the business strategy (McKinsey, 2010; Air and Baki, 2011; Denning, 2011; Ho, 2011; Bain and Company, 2013; Wagner *et al.*, 2013). Innovation is the implementation of a new or significantly improved product (service) or process, a new marketing method, or a new organizational method in the business practice, workplace organization or external relations (OECD, 2005)

The association of externally and internally-generated knowledge allows the development of new solutions, and consequently to improve innovation project outcomes (Chesbrough, 2003; Laursen and Salter, 2006; Sandulli and Chesbrough, 2009; Sánchez-González *et al.*, 2009; Almirral and Casadessus-Masanell, 2010; Sisodiya *et al.*, 2013). Therefore, access to knowledge sources available outside firm borders (such as supply chain partners) enables effective innovation. To Wagner (2010), the complex competitive environment forces companies to focus on their core competences, becoming therefore dependent on suppliers and their capabilities. Johnsen (2009) and Azadegan and Dooley (2010) verified that the innovative drive of suppliers impact on the firm's performance and innovative potential. Song and Benedetto (2008), Oerlemans *et al.* (2013), and Eng *et al.* (2014) found that the degree of involvement with suppliers impact on the results of radical and incremental innovation projects. That is particularly valid in the case of suppliers with high technological expertise, which are more likely to be flexible and able to develop their own products and processes (McKelvie and Davidsson, 2009).

For authors such as Li *et al.* (2006), Liu and Nagurney (2011) and Sheu and Chen (2012) competition no longer takes place between companies, but between supply chains. Thus, supply chain management gains relevance as it becomes a means to achieve competitive advantage (Li *et al.*, 2006; Koufteros *et al.*, 2012). Möller and Törrönen (2003) and Schiele (2006) emphasize the importance of a proper selection of suppliers to foster companies' value creation and innovative potential. Companies such as Nike, Amazon, Apple, Coca Cola, and Samsung are among the world's 25 most innovative (FastCompany, 2013), also appearing as members in the top 25 supply chains identified by Gartner (2013). That illustrates the importance of supply chain to promote value creation through innovation.

A large number of methods and models for supplier selection are available in the literature. They are generally comprised of three stages: first, selection criteria are formulated; then, qualification of suppliers is performed according to those criteria; finally, a decision on the best supplier is reached. De Boer *et al.* (2001), Ho *et al.* (2010), Wu and Barnes (2011), Beske *et al.* (2013), Chai *et al.* (2013), Govindan *et al.* (2013), and Igarashi *et al.* (2013) conducted extensive literature surveys on the topic. They found that different techniques, such as Analytic Hierarchy Process (AHP),

Analytic Network Process (ANP), Data Envelopment Analysis (DEA), Cluster Analysis (CA), and Mathematical Programming (MP) are used to achieve the goal of selecting the best supplier given pre-determined criteria. Relevant techniques are summarized in Figure 6.1. Many authors propose integrating more than one of technique in different phases of the decision process (De Boer *et al.*, 2001; Luo *et al.*, 2009; Igarashi *et al.*, 2013; Junior *et al.*, 2013).

Author	Supply Chain Class	Method
de Boer <i>et al.</i> (2001)	General	Qualification: categorical (qualitative models), DEA, CA, case based reasoning (AI) Final decision: Linear weighting models (AHP, ANP, fuzzy sets theory), Total Cost of Ownership (TCO) models, MP models, Statistical models, AI models
Ho <i>et al.</i> (2010)	General	DEA, MP techniques (Linear programming, Integer linear programming, Integer non-linear programming, Goal programming, Multi-objective programming), AHP, Case-based reasoning, ANP, Fuzzy set theory, Simple multi-attribute rating technique, Genetic algorithm, Integrated AHP approaches, Integrated fuzzy approaches, other approaches
Wu e Barnes (2011)	Agile Supply Chain	Qualification: DEA, CA, Categorical models, Artificial intelligence Final decision: Linear weighting models, MP, AHP e ANP, Fuzzy sets models, Genetic algorithms models, other models designed for dynamic decision-making situation
Chai <i>et al.</i> (2013)	General	Qualification: AHP, ANP, Elimination and choice expressing reality (ELECTRE), Preference ranking organization method for enrichment evaluation (PROMETHEE), Technique for ordering performance by similarity to ideal solution, Multicriteria optimization and compromise solution, Decision making trial and evaluation laboratory (DEMATEL), Simple multiattribute rating technique (SMART) MP techniques: DEA, Linear Programming, Nonlinear programming, Multiobjective programming, Goal programming, Stochastic programming
Govindan <i>et al.</i> (2013)	Green Supply Chain	AHP, ANP, MP, DEA, AHP and Artificial Neural Network (ANN), AHP and GA, ANN and Multi-Attribute Decision Analysis (MADA), DEA and ANP, DEA, AHP and ANP, Fuzzy Set Theory and Grey Relational Analysis, Grey Correlational Analysis and AHP, Knowledge based system and Case based reasoning, other approaches

Figure 6.1 Supplier selection methods

A gap identified in the literature, and addressed in this paper, is that supplier selection models do not consider the specifics of innovation projects (e.g. high uncertainty level), usually applying general criteria such as cost, quality, delivery, flexibility, and service level in the decision process (Rezaei and Davoodi, 2011). Furthermore, Wu and Barnes (2011) emphasize the need for methods that consider quantitative and qualitative aspects to effective supplier selection, while Ho *et al.* (2010) add that the multi-criteria approach is more suitable for selection of suppliers than those based exclusively on cost. Additionally, Defee *et al.* (2010) and Chicksand *et al.* (2012) identified a lack of stronger theoretical based articles addressing relevant topics in the supply chain management area.

Recently new dimensions have been added to the supply chain literature. For example, legal requirements and consumer demands have been pushing companies to pursue sustainable sources of supply (Giunipero *et al.*, 2012). According to Ageron *et al.* (2012), the supplier selection model becomes important to ensure the sustainability of the supply chain, since a close work with suppliers promotes the achievement of sustainability goals (Gimenez *et al.*, 2012; Yen and Yen, 2012). Govindan *et al.* (2013), for example, reviews the literature on approaches used for selecting green suppliers.

The concept of Agile Supply Chain (ASC) was proposed to account for the current markets' dynamics. The fashion supply chain is an example of ASC (Pearson *et al.*, 2010). Wu and Barnes (2011) reviewed methods used for ASC supplier selection; see Figure 6.1.

Dynamic Capabilities Theory is grounded on RBV (Resource-Based View) model (Wang and Ahmed, 2007; Macher and Mowery, 2009; McKelvie and Davidsson, 2009; Lin and Wu, 2014). According to the RBV theory the firm demands a set of tangible and intangible resources (Wernerfelt, 1984) which are specific to the firm (Grant, 1991). The firm's performance will be a function of its attributes, and the way its resources are utilized (Peteraf, 1993; Lin and Wu, 2014). The RBV considers the environment as static; the Dynamic Capabilities Theory extends that vision to markets subjected to rapid changes (Helfat and Peteraf, 2003; Macher and Mowery, 2009).

Dynamic capabilities are associated with the firm's ability to create, integrate, build, and reconfigure its internal and external resources and competences to adapt to a rapidly changing environment (Teece *et al.*, 1997; Teece, 2007). Dynamic capabilities

have an important impact on the firm's innovation performance (Teece, 2007; Jantunen *et al.*, 2012). The development of dynamic capabilities may be associated to many factors. One of them is path-dependency (Ambrosini *et al.*, 2009; Ellonen *et al.*, 2009; Jantunen *et al.*, 2012), according to which the decisions taken by the company in the past and resources at hand are determinant of the choices available in the present (Ambrosini *et al.*, 2009).

Managers play a relevant role in the development of dynamic capabilities: in addition to defining the forms of dynamic capacities to be developed, they are responsible for providing external environment assessment tools (Ambrosini *et al.*, 2009, Barrales-Molina, 2013). Another key element for the development of dynamic capabilities is learning (Barrales-Molina, 2013); Macher and Mowery (2009) emphasize the importance of creating routines that support learning. The firm should be able to learn continuously to enhance its dynamic abilities, and use them effectively.

The assessment of supplier capabilities is a multivariate problem that requires the analysis of different types of quality characteristics. Such characteristics yield a collection of data which may be organized in a profile that characterize each supplier. Analysing the supplier's characteristic profile is more informative than analysing its individual capabilities separately.

This paper proposes a supplier selection method for innovation projects. The study focuses on two research questions: (i) what variables to use in the supplier selection process; and (ii) how to evaluate suppliers considering these variables. To address question (i) we propose using the theory of dynamic capabilities; question (ii) is addressed using Functional Data Analysis (FDA) tools (Ramsay & Silverman, 2005; Fogliatto, 2008).

There are two important contributions in our proposition. First, the use of dynamic capabilities ensures the flexibility and agility required from suppliers in innovation projects. Second, FDA enables us to incorporate the distance of supplier profiles to a target profile as a selection criterion. In addition, our method allows the comparison of a large number of candidate suppliers, which is usually a restriction in most supplier selection methods available in the literature, particularly those based on pairwise comparison of candidates.

The rest of the paper is organized as follows. In Section 6.2 we present the multivariate supplier selection method for innovation projects, which is this paper's original contribution. The proposed method is applied in a case study presented in Section 6.3. Conclusions close the paper in Section 6.4.

6.2 FUNCTIONAL DATA ANALYSIS FOR SUPPLIER SELECTION IN INNOVATION PROJEC

The proposed method is structured in three stages, as illustrated in Figure 6.2. Stages cover the typical qualification and supplier choice phases of multi-criteria decision processes available in the literature, in addition to a phase in which a target (usually hypothetical) supplier is defined, along with its characteristic profile. Three tools are proposed to support the method's stages: (i) dynamic capabilities theory to define supplier relevant characteristics, (ii) multi-agent evaluation methods to define a target supplier, and (iii) use of a utility function based on the Hausdorff Distance (HD) in combination with a desirability function to score suppliers with respect to target.

<i>Stage</i>	<i>Tool</i>
Criteria definition	Dynamic capabilities theory
Definition of the supplier target profile	Multi-agent evaluation methods
Assessment of suppliers' individual profiles and their scores with respect to target profile	Utility function based on the HD in combination with a desirability function

Figure 6.2 - Proposed method

6.2.1 Definition of supplier selection criteria

Dynamic capabilities allow firms to reconfigure their resources with the objective of generating innovation without compromising the degree of flexibility of organizational processes. The dynamic capabilities concept in a supplier selection method provides the means to evaluate the potential value a supplier may add to an innovation project in terms of agility and flexibility (Möller and Törrönen, 2003; Ruuska *et al.*, 2013).

To identify supplier selection attributes we searched the ScienceDirect (www.sciencedirect.com) and Emerald (www.emeraldinsight.com) databases. We looked for peer-reviewed articles published in scientific journals between 2009 and 2014 whose abstracts presented the terms "supplier selection" and "dynamic capabilities". A total of 120 articles emerged from that search.

Few articles explored the dynamic capabilities theory in supply chains, most of them recent. Our literature search led to a list of seven dynamic capabilities to be used for supplier selection; they are defined in Figure 6.3.

Dynamic capabilities	Definition	Source
Integration of knowledge	Capacity to access, understand and acquire external and internal knowledge	Beske (2012), Beske <i>et al.</i> (2013), Teece (2007), Berghman <i>et al.</i> (2012)
Product and process development	Capacity to develop new products and processes	Beske <i>et al.</i> (2013), Parente <i>et al.</i> (2011), Macher e Mowery (2009)
Process reconfiguration	Capacity to reconfigure the process to new demands	Teece (2007), Defee & Fugate (2010)
Partner integration	Identification, selection and integration of partners	Beske (2010), Lin & Wu (2014), Raschke (2010)
Partner development	Development of partners	Beske (2012), Beske <i>et al.</i> (2013)
Control	Managerial ability to collect, evaluate and share information with partners in order to attend the firm necessities	Beske (2012), Beske <i>et al.</i> (2013)
Sustainability	Supplier's ability to identify and integrate sustainable practices in the process	Beske <i>et al.</i> (2013)

Figure 6.3 – List of dynamic capabilities for supplier selection

6.2.2 Definition of a hypothetical supplier target profile

The definition of a supplier target profile is a multidisciplinary task; we recommend the involvement of at least three experts from relevant departments. Experts are asked to evaluate the dynamic capabilities selected in the first stage with respect to their desired levels for the firm's innovation project. A 1 to 10 scale is used, such that 1 denotes a capability not developed in suppliers, and 10 denotes a fully developed capability. The hypothetical supplier target profile is given by the median of responses obtained from experts on each capability. Using expert opinions it is possible to assign

different desirable levels for the capabilities, according to the peculiarities of the firm and the innovation project at hand. Capabilities deemed not relevant to the innovation project should not be considered by experts, and not included in the target profile since their levels are not relevant to the firm.

6.2.3 Assessment of suppliers' individual profiles and their position with respect to the target profile

Considering the dynamic capabilities as response variables, experts are requested to give scores to potential suppliers with respect to each capability. Experts should assign score values between 1 and 10 according to the supplier's position regarding a capability, where 10 denotes a capability that is fully developed. At least three experts should evaluate each capability, all potential suppliers considered. Based on evaluations it is possible to obtain a supplier profile, where the number of entries correspond to capabilities considered in the analysis. These data are treated as functional data. The response variable for each supplier is given by a profile.

The functional data analysis eliminates drawbacks that are typical in traditional weighted scores and hierarchical methods. Figure 6.4 shows profiles of two different suppliers that could provide the same level of performance assessed using the weighted scores methods although presenting different developments in the first two capabilities. In cases similar to that the distance-based method proposed here is able to identify the difference between suppliers.

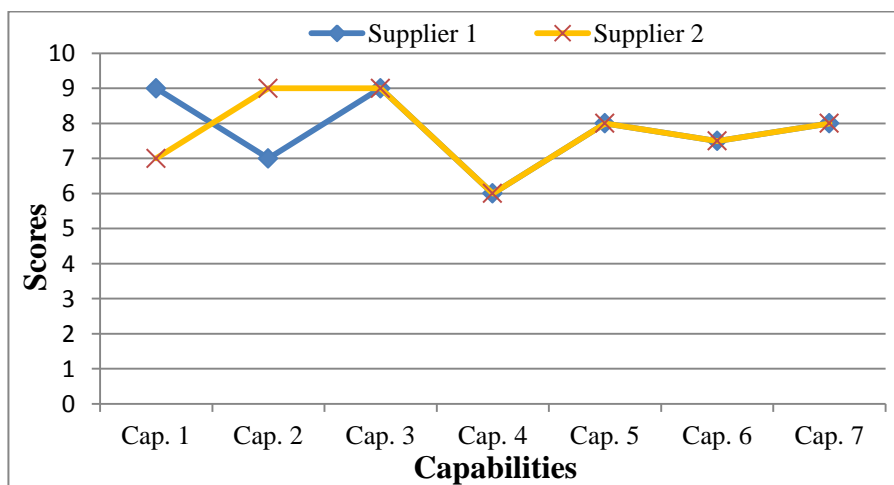


Figure 6.4 – Supplier profile

Characteristics not related to dynamic capabilities (such as cost or delivery time) may also be considered in the selection method, but should be evaluated using their own measurement scale and not included in the profiles.

Let \mathbf{y}_{ij} be the vector of supplier capabilities' assessments from expert j on supplier i , giving assessments on N capabilities:

$$\mathbf{y}_{ij} = [(y_{ij1}, a_1), \dots, (y_{ijN}, a_N)], \quad (1)$$

where $i (= 1, \dots, I)$ is the supplier, and $j (= 1, \dots, J)$ is the expert. The indexing variable a_n denotes the n -th capability.

Let $\bar{\mathbf{y}}_i$ denote the vector containing mean assessments for supplier i (Equation 2).

$$\bar{\mathbf{y}}_i = \left[\left(\frac{\sum_{j=1}^J y_{ij1}}{J}, a_1 \right), \dots, \left(\frac{\sum_{j=1}^J y_{ijN}}{J}, a_N \right) \right] \quad (2)$$

The HD, originally proposed by Huttenlocher *et al.* (1993), gives a measure of the distance between points in two sets (profiles), such that small distance values indicate profiles that are similar to one another. The definition of HD between each profile $\bar{\mathbf{y}}_i$ and the hypothetical supplier target profile $\mathbf{x} = [x_1, \dots, x_N]$ is given by equation (3).

$$d_{\bar{\mathbf{y}}_i}(\mathbf{x}) = \text{median}_{x_n \in \mathbf{x}} d(x_n, \bar{\mathbf{y}}_i) \quad (3)$$

where $d(x_n, \bar{\mathbf{y}}_i) = \min_{\bar{y}_{i,n} \in \bar{\mathbf{y}}_i} d(x_n, \bar{y}_{i,n})$ is defined as the smallest distance between a point in vector $\bar{\mathbf{y}}_i$ and each point x_n in vector \mathbf{x} ; the distance $d(x_n, \bar{y}_{i,n})$ may be defined to be the Euclidean distance between point $\bar{y}_{i,n}$ in vector $\bar{\mathbf{y}}_i$ and a point x_n of vector \mathbf{x} . HD distance tends to give a more robust estimative of the distance between two vectors of points when median operator is used (Fogliatto, 2008).

In the calculations above the position of the observed profile with respect to the target profile is not taken into account. Thus, two observed profiles may present the same HD value although being in symmetrical opposite positions with respect to the

mean profile. To retrieve the position information we assign a positive sign whenever a point a in the supplier profile vector displays a response value larger than that of the corresponding point in the target profile vector, and a negative sign otherwise.

Considering only the dynamic capabilities as response variables the firm favor the supplier with greatest positive distance to the target profile. If traditional capabilities are included in the selection process, a desirability function should be used to combine them with the profile response. Derringer and Suich (1980) proposed the desirability function d_p , which converts response readings y_p onto a $[0,1]$ scale, where 1 is the most desirable value and 0 is unacceptable. In case of a profile response, y_p is considered in the distance calculation in Equation (3). Since capabilities in a profile response only present lower specification limits the desirability function d_p in this case is given by:

$$d_p = \left(\frac{y_p - L_p}{U_p - L_p} \right) \times I_{[L_p, U_p]}(y_p) + I_{[U_p, \infty]}(y_p) \quad (4)$$

where y_p is the outcome response obtained from the p -th variable, U_p corresponds to the threshold value from which any higher reading of response p is equally desirable, L_p denotes the lower specification limit for the p -th response, and $I_{[a,b]}$ is an indicator function expressed as follows:

$$I_{[a,b]} = \begin{cases} 1, & \text{if } a \leq y_p < b \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (5)$$

In cases where the response has only an upper specification limit, the expression above is rewritten as Equation (6):

$$d_p = \left(\frac{y_p - U_p}{L_p - U_p} \right) \times I_{[L_p, U_p]}(y_p) + I_{[0, L_p]}(y_p) \quad (6)$$

These values will be used in combination with desirability measurements from other responses to select the best supplier. For that, Derringer and Suich (1980) propose

using the geometric mean (Equation 7) to obtain an overall measure associated with each supplier.

$$D_i = \left(\prod_{p=1}^P d_p \right)^{1/p} \quad (7)$$

In Equation (7) all responses are equally weighted in importance. The selected supplier should be one with the highest value of D_i .

6.3 EMPIRICAL STUDY

An empirical study was carried out in a Brazilian unit of a multinational electronic components manufacturer to test the proposed method. The manufacturing unit has more than one thousand employees, in addition to a fully operational engineering department responsible for R&D, a quality department responsible for suppliers quality assurance, and a logistics department.

The firm was selecting suppliers to a new product development project with innovative characteristics. We used the proposed method to select suppliers of a raw material which required specific manufacturing know-how. Four suppliers were evaluated by three people; all of them were engineers from the engineering, production, and quality departments. Table 6.1 gives the evaluations.

Table 6.1 Suppliers evaluations and target profile

Dynamic capability	Supplier 1			Supplier 2			Supplier 3			Supplier 4			Target Supplier
	A1	A2	A3	A1	A2	A3	A1	A2	A3	A1	A2	A3	
Integration of knowledge	8	8	8	9	7	8	9	7	8	2	3	3	8
Product and process development	9	9	9	7	7	7	8	6	7	5	4	4	8
Process reconfiguration	8	8	8	8	7	7	7	6	6	3	4	4	9
Partner integration	8	9	8	7	6	6	7	7	7	4	3	3	7
Partner development	9	8	8	8	6	7	7	5	6	3	3	3	7
Control	8	9	8	7	5	6	8	5	7	4	3	3	7
Sustainability	8	9	8	7	6	7	7	8	7	3	4	4	7
Cost	\$ 109.0			\$ 105.0			\$ 91.0			\$ 120.0			\$ 90.0

A1 – engineering dept. expert; A2 – production dept. expert; A3 – quality dept. expert

Table 6.2 gives the calculation results. Desirability values were calculated using specification limits of $L_p = -0,33$ and $U_p = 2,0$ for the functional variables, and $L_p = 90,0$ and $U_p = 110,0$ for the cost variable.

Table 6.2 Calculation results

	Supplier 1	Supplier 2	Supplier 3	Supplier 4
$d_{\bar{y}_i}(\mathbf{x})$	1.0	-0.33	-0.33	-3.67
$d_{d_{\bar{y}_i}(\mathbf{x})}$	0.57	3×10^{-5}	3×10^{-5}	0
d_{Cost}	0.05	0.25	0.95	0
D_i	0.17	0.0027	0.0052	0

Results in Table 6.2 were discussed with the firm personnel. According to their perception, supplier 1 had the best performance in previous developments, being accessible and displaying good technical capacity; however, supplier 1 is the one with the highest cost. That is not impeditive since the firm does not analyze the tradeoff between performance, development time, development cost, and acquisition cost. Regarding supplier 3, the firm has a vision of a supplier with good potential yet not performing as expected, being however strategically important as a second source.

Regarding the method, experts experienced some difficulties in setting values for the target supplier. Criteria were considered adequate and aligned with the firm strategy. However, being new to the firm and not discussed internally previously to the establishment of a target, it was difficult for experts to evaluate project necessities.

Using the method, it was possible to identify and differentiate grades of suppliers according to project specificities. To benefit most from applying the method firms should first evaluate their own capabilities. Furthermore, using a larger number of experts assessing suppliers and setting the target profile may lead to more robust results.

6.4 CONCLUSIONS

This paper proposes a supplier selection method for innovation projects. The method improves the efficiency of the supplier selection process by choosing appropriate criteria based on dynamics capabilities. Dynamic capabilities may play a significant role in the firm's innovation performance. Some capabilities such as integration of knowledge, product and

process development, process reconfiguration, partner integration, and sustainability are associated with the firm's ability to reconfigure its resources and competences in order to improve the innovation efficiency. The use of dynamic capabilities theory in supply chain studies is relatively new; few articles identify dynamic capabilities that are specific to the Supply Chain Management context.

The proposed method is based on assessing the dynamic capabilities of suppliers using a desirability function, that allows combining functional data and single output data. The method does not require integrating more than one multivariate method in the decision process. It combines the qualification and supplier choice phases of multi-criteria decision process available in the literature. It also reduces the number of steps required in the supplier selection process and increase the team project's effectiveness.

The analysis of profiles allows the firm to evaluate all criteria with respect to a target supplier profile. That allows the firm to adapt the method to different innovative projects with specific characteristics. In the case validation presented in section 6.3 the method was able to capture the firm personnel's perceptions about suppliers.

Further developments to the research presented here include (i) definition of different dynamic capabilities according to the industry type, and (ii) investigation of the effects of experts' judgment scales on dynamics capabilities assessments.

6.5 REFERENCES

- Ageron B., Gunasekaran A., Spalanzani A. Sustainable supply management: An empirical study. **International Journal of Production Economics**, vol. 140, issue 1, p. 168-182, 2012.
- Ambrosini V. Bowman C., Collier N. Dynamic Capabilities: An Exploration of How Firms Renew their Resource Base. **British Journal of Management**, v. 20, p. s9-s24, 2009.
- Ar I. M.; Baki B. Antecedents and performance impacts of product versus process innovation: Empirical evidence from SMEs located in Turkish science and technology parks. **European Journal of Innovation Management**, v. 14, n. 2, p. 172-206, 2011.
- Azadegan A., Dooley K.J. Supplier innovativeness, organizational learning styles and manufacturer performance: An empirical assessment. **Journal of Operations Management**, v. 28, issue 6, p.488-505, 2010.

Bain & Company. **Management Tools & Trends 2013**. Available: <http://www.bain.com/publications/articles/management-tools-and-trends-2013.aspx> >.

Accessed: April 23 2014.

Barrales-Molina V., Bustinza O.F., Gutiérrez-Gutiérrez L.J. Explaining the Causes and Effects of Dynamic Capabilities Generation: A Multiple-Indicator Multiple-Cause Modelling Approach. **British Journal of Management**, v. 24, issue 4, p. 571-591, 2013.

Berghman L., Matthyssen P., Vandenbempt K. Value innovation, deliberate learning mechanisms and information from supply chain partners. **Industrial Marketing Management**, v. 41, issue 1, p. 27-39, 2012.

Beske P. Dynamic capabilities and sustainable supply chain management. **International Journal of Physical Distribution & Logistics Management**, v. 42, issue 4, p. 372-387, 2012.

Beske P., Land A., Seuring S. Sustainable supply chain management practices and dynamic capabilities in the food industry: A critical analysis of the literature. **International Journal of Production Economics**, in press, 2013.

Chai J., Liu J.N.K., Ngai E.W.T. Application of decision-making techniques in supplier selection: A systematic review of literature. **Expert Systems with Applications**, v. 40, issue 10, p. 3872-3885, 2013.

Chesbrough H. The era of open innovation. **Sloan Management Review**, v. 44, n. 3, p. 35-41, 2003.

Chicksand D., Watson G., Walker H., Radnor Z., Johnston R. Theoretical perspectives in purchasing and supply chain management: an analysis of the literature. **Supply Chain Management: An International Journal**, v. 17, issue 4, p. 454-472, 2012.

De Boer L., Labro E., Morlacchi P. A review of methods supporting supplier selection. **European Journal of Purchasing & Supply Management**, v. 7, issue 2, p. 75-89, 2001.

Defee C.C., Williams B., Randall W.S., Thomas R. An inventory of theory in logistics and SCM research. **International Journal of Logistics Management**, v. 21, issue 3, p. 404-489, 2010.

Denning S. The reinvention of management. **Strategy & Leadership**, v. 39, n. 2, p. 9-17, 2011.

Derringer G., Suich R. Simultaneous optimization of several response variables. **Journal of Quality Technology**, v. 12, p. 214-219, 1980

- Ellonen H., Wikström P., Jantunen A. Linking dynamic-capability portfolios and innovation outcomes. **Technovation**, v. 29, n. 11, p. 753-762, 2009.
- Eng S.W.L., Chew E.P., Lee L.H. Impacts of supplier knowledge sharing competences and production capacities on radical innovative product sourcing. **European Journal of Operational Research**, v. 232, issue 1, p. 41-51, 2014.
- Fast Company. **Most innovative companies 2013**. Available: <http://www.fastcompany.com/most-innovative-companies/2013/full-list>. Accessed: April 23 2014.
- Fogliatto F. S. Multiresponse optimization of products with functional quality characteristics. **Quality and Reliability Engineering International**, v. 24, issue 8, p. 927-939, 2008.
- Gartner (2013). **Supply Chain Top 25**. Available: <http://www.gartner.com/technology/supply-chain/top25.jsp>. Accessed: January 23 2014.
- Gimenez C., Sierra V., Rodon J. Sustainable operations: Their impact on the triple bottom line. **International Journal of Production Economics**, v. 140, issue 1, p. 149-159, 2012.
- Giunipero L.C., Hooker R.E., Denslow D. Purchasing and supply management sustainability: Drivers and barriers. **Journal of Purchasing and Supply Management**, vol. 18, Issue 4, p. 258-269, 2012.
- Govindan K., Rajendran S., Sarkis J., Murugesan P. Multi criteria decision making approaches for green supplier evaluation and selection: a literature review. **Journal of Cleaner Production**, in press, 2013.
- Grant R. M. The Resource-Based Theory of Competitive Advantage: Implications for Strategy Formulation. **California Management Review**, v. 33, n. 3, p. 114-135, 1991.
- Helfat C. E., Peteraf M. A. The dynamic resource-based view: capability lifecycles. **Strategic Management Journal**, v. 24, n. 10, p. 997-1010, 2003.
- Ho L. Meditation, learning, organizational innovation and performance. **Industrial Management & Data Systems**, v. 111, n. 1, p. 113-131, 2011.
- Ho W., Xu X.W., Dey P.K. Multi-criteria decision making approaches for supplier evaluation and selection: a literature review. **European Journal of Operational Research**, v. 202, issue 1, p. 16-24, 2010.
- Huttenlocher, D.P. Klanderman, G.A. Rucklidge, W.J. Comparing images using the Hausdorff distance. **IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence**, 15, pp. 850-863, 1993.

- Igarashi M., de Boer L., Fet A.M. What is required for greener supplier selection? A literature review and conceptual model development. **Journal of Purchasing & Supply Management**, v. 19, issue 4, p. 247-263, 2013.
- Jantunen A., Ellonen H., Johansson A. Beyond appearances – Do dynamic capabilities of innovative firms actually differ? **European Management Journal**, v. 30, n. 2, p. 141-155, 2012.
- Johnsen T.E. Supplier involvement in new product development and innovation: Taking stock and looking to the future. **Journal of Purchasing and Supply Management**, v. 15, issue 3, p. 187-197, 2009.
- Junior F.R.L., Osiro L., Carpinetti L.C.R. A fuzzy inference and categorization approach for supplier selection using compensatory and non-compensatory decision rules. **Applied Soft Computing**, v. 13, issue 10, p. 4133-4147, 2013.
- Koufteros X., Vickery S.K., Droge C. The effects of strategic supplier selection on buyer competitive advantage in matched domains: does supplier integration mediate the relationships? **Journal of Supply Chain Management**, v. 48, issue 2, p. 93-115, 2012.
- Laursen K., Salter A. Open for Innovation: The role of openness in explaining innovative performance among UK manufacturing firms. **Strategic Management Journal**, v. 27, n. 2, p. 131-150, 2006.
- Li S., Ragu-Nathan B., Ragu-Nathan T.S., Rao S.S. The impact of supply chain management practices on competitive advantage and organizational performance. **Omega**, v. 34, issue 2, p. 107-124, 2006.
- Lin Y., Wu L. Exploring the role of dynamic capabilities in firm performance under the resource-based view framework. **Journal of Business Research**, v. 67, issue 3, p. 407-413, 2014.
- Liu Z., Nagurney A. Supply chain outsourcing under exchange rate risk and competition. **Omega**, v. 39, issue 5, p. 539-549, 2011.
- Luo X., Wu C., Rosenberg D., Barnes D. Supplier selection in agile supply chains: An information-processing model and an illustration. **Journal of Purchasing and Supply Management**, v. 15, issue 4, p. 249-262, 2009.
- Macher, J. T., Mowery D. C. Measuring Dynamic Capabilities: Practices and Performance in Semiconductor Manufacturing. **British Journal of Management**, v. 20, p. s41-s62, 2009.
- McKelvie A., Davidsson P. From resource base to dynamic capabilities: an investigation of new firms. **British Journal of Management**, v. 20, p. 63-75, 2009.

- McKinsey. **Innovation and commercialization, 2010: McKinsey Global Survey results**, 2010. McKinsey Quarterly. 2010. Available: http://www.mckinseyquarterly.com/Strategy/Innovation/Innovation_and_commercialization_2010_McKinsey_Global_Survey_results_2662. Accessed: April 23 2014.
- Möller K.E.K., Törrönen P. Business supplier's value creation potential. A capability-based analysis. **Industrial Marketing Management**, v. 32, issue 2, p. 109-118, 2003.
- OECD. **Oslo Manual. Guidelines for collecting and interpreting innovation data**. OECD Publishing, 2005.
- Oerlemans L.A.G., Knobens J., Pretorius M.W. Alliance portfolio diversity, radical and incremental innovation: The moderating role of technology management. **Technovation**, v. 33, issues 6-7, p. 234-246, 2013.
- Parente R.C., Baack D.W., Hahn E.D. The effect of supply chain integration, modular production, and cultural distance on new product development: A dynamic capabilities approach. **Journal of International Management**, v. 17, issue 4, p. 278-290, 2011.
- Pearson M., Masson R., Swain A. Process control in an agile supply chain network. **International Journal of Production Economics**, v. 128, issue 1, p. 22-30, 2010.
- Peteraf M. A. The cornerstones of competitive advantage: A resource-based view. **Strategic Management Journal**, v.14, p. 179-192, 1993.
- Ramsay, J.O., Silverman, B.W. **Functional data analysis**, 2.Ed., Springer: New York, 2005.
- Raschke R. L. Process-based view of agility: The value contribution of IT and the effects on process outcomes. **International Journal of Accounting Information Systems**, v. 11, issue 4, p. 297-313, 2010.
- Rezaei J., Davoodi M. Multi-objective models for lot-sizing with supplier selection. **International Journal of Production Economics**, v. 130, issue 1, p. 77-86, 2011.
- Ruuska I., Ahola T., Martinsuo M., Westerholm T. Supplier capabilities in large shipbuilding projects. **International Journal of Project Management**, v. 31, issue 4, p. 542-553, 2013.
- Sánchez-González G., González-Álvarez N., Nieto M. Sticky information and heterogeneous needs as determining factors of R&D cooperation with customers. **Research Policy**, n. 38, p. 1590-1603, 2009.
- Sandulli F. D.; Chesbrough H. Open business models: las dos caras de los modelos de negocio abiertos. **Universia Business Review**, n. 22, p. 12-39, 2009.
- Schiele H. How to distinguish innovative suppliers? Identifying innovative suppliers as new task for purchasing. **Industrial Marketing Management**, v. 35, issue 8, p. 925-935, 2006.

- Sheu J., Chen Y.J. Impact of government financial intervention on competition among green supply chains. **International Journal of Production Economics**, v. 138, issue 1, p. 201-213, 2012.
- Sisodiya S. R., Johnson J. L., Grégoire Y. Inbound open innovation for enhanced performance: Enablers and opportunities. **Industrial Marketing Management**, v. 42, issue 5, p. 836-849, 2013.
- Song M., Benedetto C.A.D. Supplier's involvement and success of radical new product development in new ventures. **Journal of Operations Management**, v. 26, issue 1, p. 1-22, 2008.
- Teece D.J. Explicating dynamic capabilities: the nature and microfoundations of (sustainable) enterprise performance. **Strategic Management Journal**, v.28, n.3, p.1319-1350, 2007.
- Teece D.J., Pisano G., Shuen E. Dynamic capabilities and strategic management. **Strategic Management Journal**, v.18, n.7, p.509-533, 1997.
- Wagner K., Taylor A., Zablitz H., Foo E. **The most innovative companies 2013. Lessons from leaders**. BCG, 2013.
- Wagner S. Indirect and direct supplier development: performance implications of individual and combined effects. **IEEE Transactions on Engineering Management**, v. 57, issue 4, p. 536-546, 2010.
- Wang C. L., Ahmed P. K. Dynamic capabilities: a review and research agenda', **The International Journal of Management Reviews**, v. 9, n. 1, p. 31-51, 2007.
- Wernerfelt B. A Resource-Based View. **Strategic Management Journal**. v. 5, n. 2, p. 171-180, 1984.
- Wu C., Barnes D. A literature review of decision-making models and approaches for partner selection in agile supply chains. **Journal of Purchasing & Supply Management**, v. 17, issue 4, p. 256-274, 2011.
- Yen Y., Yen S. Top-management's role in adopting green purchasing standards in high-tech industrial firms. **Journal of Business Research**, vol. 65, issue 7, p. 951-959, 2012.

7 CONSIDERAÇÕES FINAIS

O rápido avanço das tecnologias de informação usadas na avaliação do desempenho de produtos e processos industriais aumenta a demanda por métodos de análise de dados funcionais. Dado funcional é a variável de resposta formada por uma coleção de pontos que formam um perfil ou curva. Produtos e processos cujas características de qualidade são medidas por variáveis funcionais devem ser analisados utilizando métodos adequados, que considerem todos os pontos observados da curva.

No Capítulo 2 desta tese foram investigados os tipos de características analisadas nos estudos de monitoramento e otimização de produtos e processos de fabricação. Foi realizada uma pesquisa qualitativa em empresas da indústria eletroeletrônica. A pesquisa evidenciou a existência de diferentes características descritas por dados funcionais. Essas características são usualmente analisadas através de métodos tradicionais devido à falta de conhecimento de métodos apropriados à ADF. Foram relatadas situações em que os métodos tradicionais falharam no monitoramento ou otimização de características descritas por dados funcionais. Ficou evidenciado que produtos e processos caracterizados por dados funcionais devem ser analisados através de métodos apropriados a esse tipo de variável. O resultado da pesquisa indicou que a falta de métodos apropriados leva os especialistas a usarem métodos de análise pouco eficazes no monitoramento e otimização de produtos e processos. A falta de métodos apropriados pode levar à deterioração da qualidade dos produtos e processos de fabricação.

No Capítulo 3 foi realizada uma revisão da literatura sobre métodos atuais para o monitoramento de produtos e processos descritos por dados funcionais. Foram identificadas as principais abordagens de pesquisa em monitoramento de perfis. Os trabalhos mais frequentes envolvem a adaptação de cartas de controle tradicionais e multivariadas para monitorar os parâmetros de regressões de perfis lineares e não lineares. A maior parte dessas pesquisas enfoca a Fase II do controle estatístico de processo. Através da revisão de literatura ficou evidente a necessidade de desenvolvimento de métodos de monitoramento que incluíssem as Fases I e II do controle estatístico de processo.

Nos Capítulos 4, 5 e 6 foram pesquisados e desenvolvidos métodos de análise de dados funcionais aplicados à Engenharia da Qualidade. O principal elemento da proposta foi a

utilização da distância de Hasudorff como medida de proximidade entre curvas ou perfis. A medida de proximidade das curvas equivale ao resíduo do modelo estatístico usado na estimativa das variâncias. Essa medida de proximidade foi usada com sucesso em uma função de preferência, na adaptação da ANOVA de dois fatores e nas Fases I e II do controle estatístico de processo. Os métodos propostos nessa tese podem ser implementados em planilhas eletrônicas, sem a necessidade de programas computacionais complexos.

O método da ANOVA-D, uma proposição original desta tese, apresenta apenas um resultado final, no qual estão considerados todos os pontos da curva. Um método detalhado por equações e tabelas foi desenvolvido no Capítulo 4 para avaliar os efeitos de dois fatores e da sua interação. A ANOVA-D soluciona os problemas causados pelo uso equivocado de métodos para variáveis simples em projetos de experimentos, estudos de R&R e comparação de perfis, nos quais a variável de resposta é funcional. O método não exige pré-tratamento de dados, tais como suavização das curvas e seleção de vetores de referência. A ANOVA-D usada no estudo de R&R apresentou um desempenho significativamente melhor que o método das projeções aleatórias.

O método da CCD é uma adaptação de uma CC tradicional para o controle estatístico de processo caracterizado por perfis. O método utiliza apenas uma CC, na qual são considerados todos os pontos do perfil. Um método detalhado por equações e gráficos foi desenvolvido no Capítulo 5, que demonstrou capacidade de avaliar a estabilidade tanto de perfis lineares como de perfis não lineares. O método foi aplicado com sucesso para estimar os parâmetros da carta de controle na Fase I e detectar mudanças na estabilidade dos perfis na Fase II. O método necessita da aplicação de apenas uma CC tanto para perfis lineares como não lineares. O método CCD elimina a necessidade de aplicação de diferentes cartas individuais para cada parâmetro da regressão ou de uma combinação de cartas multivariadas. Além disso, o método CCD não exige tratamento adicional de dados, tais como suavização das curvas ou redução dimensional.

A análise do desempenho de fornecedores observados como perfil unifica as etapas de qualificação e seleção de fornecedores dos processos de decisão multicritério disponíveis na literatura. O método aumenta a eficiência da equipe de projeto ao reduzir a necessidade computacional dos métodos multivariados tradicionais. O resultado da aplicação do método seleciona apenas um fornecedor, considerando todas as capacidades dinâmicas do perfil.

Além disso, a firma pode usar o método para selecionar o perfil de fornecedor apropriado as características e diretrizes estratégicas do projeto.

Por fim, algumas sugestões relacionadas ao desdobramento dos métodos apresentados nessa tese: *(i)* a generalização da ANOVA-D para projetos de experimentos de variáveis funcionais com mais de dois fatores; *(ii)* investigação da influência da não normalidade e correlação dos resíduos na ANOVA-D; *(iii)* desenvolvimento de mecanismos para a divulgação, ensino e utilização prática de métodos de ADF; *(iv)* avaliação dos métodos propostos para o monitoramento de perfis em outras áreas do conhecimento tais como a medicina, física e meteorologia; *(v)* investigação da influência do tamanho dos subgrupos na definição dos limites de controle da Fase I do controle estatístico de processo; e *(vi)* aplicação do método CCD a estudos de capacidade de processos descritos por dados funcionais.