

**Universidade Federal de Santa Catarina  
Programa de Pós-graduação em  
Engenharia de Produção**

**MONITORAÇÃO E AJUSTE DE REALIMENTAÇÃO  
EM PROCESSOS PRODUTIVOS  
MULTIVARIADOS**

**Adriano Mendonça Souza**  
amsouza@ccne.ufsm.br

**Tese de doutorado apresentada ao  
Programa de Pós-graduação em  
Engenharia de Produção da  
Universidade Federal de Santa Catarina  
como requisito parcial para obtenção  
do título de Doutor em  
Engenharia de Produção**

**Florianópolis  
2000**

**MONITORAÇÃO E AJUSTE DE REALIMENTAÇÃO EM  
PROCESSOS PRODUTIVOS MULTIVARIADOS**

**Esta tese foi julgada e aprovada para a obtenção do título de  
Doutor em Engenharia de Produção no Programa de Pós-graduação  
em  
Engenharia de Produção da  
Universidade Federal de Santa Catarina**

**Florianópolis, 17 de novembro de 2000.**

**Prof.: Ricardo Miranda Barcia, Ph. D.**  
Coordenador do Curso

**BANCA EXAMINADORA:**

**Prof.: Robert Wayne Samohyl, Ph.D.**  
Orientador

**Prof<sup>a</sup>.: Silvia Nassar, Dr<sup>a</sup>.**  
Moderadora

**Prof.: César O. Malavé, Ph.D.**

**Prof.: Gutemberg H. Brasil, Dr.**

**Prof.: Miguel Verdinele, Dr.**

**Prof.: Pedro Alberto Barbeta, Dr.**

À Marcia, o meu reconhecimento e amor,  
pelo companheirismo durante este período.  
Ao Lorenzo e a Luiza,  
a eles o meu perdão, por não ter me dedicado como  
deveria durante esta etapa, todo o meu carinho e amor.

## AGRADECIMENTOS

Ao professor Robert W. Samohyl, pela maneira que conduziu a orientação deste trabalho e pela forma que soube dar a devida profundidade nesta pesquisa;

ao professor César Malavé, pela forma que me recebeu na Texas A&M University, pela disponibilidade que sempre teve em solucionar os problemas, e também pelos agradáveis momentos que nos proporcionou;

à banca examinadora, pela contribuição e sugestões dadas a esta pesquisa;

aos colegas e amigos, que foram imprescindíveis, pois sempre se mostraram solidários e capazes de tornar as dificuldades mais amenas, e cujos nomes não menciono, pois teria que ordená-los e isso não refletiria o exato valor que cada um teve.

ao amigo Pedro e sua família, com quem partilhei os mesmos objetivos, tanto na UFSC como na TAMU, e a quem realmente valeu a pena ter conhecido;

à Indústria CECRISA S.A., em nome da gerente de qualidade Vanessa de Souza, pela cedência dos dados e pela disponibilidade que teve em esclarecer todas as dúvidas sobre o processo produtivo e funcionamento da empresa;

à CAPES, pelo apoio financeiro, pois sem este, não teria condições de realizar o curso de doutorado.

aos meus pais e a minha família, pelo conforto que sempre me proporcionaram, pois mesmo estando longe, eles foram capazes de

transformar a distância e a saudade em alegria e, principalmente, de incentivar a caminhada de todos nós.

# Sumário

<b>LISTA DE FIGURAS</b> .....	Viii
<b>LISTA DE TABELAS</b> .....	xi
<b>LISTA DE REDUÇÕES</b> .....	xiv
<b>LISTA DE ANEXOS</b> .....	xvii
<b>RESUMO</b> .....	xviii
<b>ABSTRACT</b> .....	xiv
<b>1 INTRODUÇÃO</b> .....	01
<b>1.1 Tema da pesquisa</b> .....	02
<b>1.2 Justificativa e importância da pesquisa</b> .....	03
<b>1.3 Objetivos</b> .....	05
<b>1.4 Metodologia</b> .....	06
<b>1.5 Delimitações da pesquisa</b> .....	07
<b>1.6 Organização do trabalho</b> .....	07
<b>1.7 Comentários gerais do capítulo</b> .....	08
<b>2 REVISÃO DE LITERATURA</b> .....	09
<b>2.1 Introdução</b> .....	09
<b>2.2 Gráficos de controle</b> .....	09
2.2.1 Estatística <i>EWMA</i> aplicada a gráficos de controle e ajustes de realimentação .....	09
2.2.2 Gráficos de controle multivariados $T^2$ de Hotelling ..	15
2.2.3 Comentários deste item .....	23
<b>2.3 Análise de componentes principais</b> .....	23
2.3.1 Geração das componentes principais .....	25
2.3.2 Seleção e interpretação das componentes principais .....	31
2.3.3 Identificação das variáveis mais relevantes no sistema .....	34
2.3.4 Comentários deste item .....	35
<b>2.4 Modelos autoregressivos</b> .....	36
2.4.1 Modelos autoregressivos multivariados .....	38
2.4.2 Estimação dos parâmetros de regressão aparentemente não correlacionadas .....	41
2.4.3 Previsão com os modelos autoregressivos multivariados .....	46
2.4.4 Comentários deste item .....	49
<b>2.5 Comentários gerais do capítulo</b> .....	50

<b>3 AJUSTE DE REALIMENTAÇÃO MULTIVARIADO</b> .....	51
3.1 Introdução .....	51
3.2 Monitoramento e ajuste do processo .....	55
3.3 Etapas para a operacionalização da metodologia proposta	63
3.4 Realização e interpretação do controlador proposto .....	67
3.5. Aspectos em que a metodologia proposta é superior .....	68
3.6 Comentários gerais do capítulo .....	70
<b>4 APLICAÇÃO DA METODOLOGIA</b> .....	71
4.1 Introdução .....	71
4.2 Descrição do problema e das variáveis a serem analisadas .....	77
4.3 Análise descritiva do conjunto de dados .....	81
4.4 Verificação da estabilidade do sistema .....	83
4.5 Determinação e seleção das componentes principais .....	85
4.6 Identificação das <i>CP</i> e das variáveis de maior influência no sistema .....	88
4.7 Modelagem das variáveis selecionadas e determinação dos distúrbios .....	103
4.8 Aplicação da equação de controle para a realimentação do sistema .....	109
4.9 Aspectos econômicos na aplicação da metodologia .....	113
4.10 Comentários gerais do capítulo .....	119
<b>5 CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES</b> .....	120
<b>6 BIBLIOGRAFIA</b> .....	123
<b>7 ANEXOS</b> .....	132

## LISTA DE FIGURAS

FIGURA 01 - Esquema da aplicação da análise de componentes principais .....	25
FIGURA 02 - Proporção da variação explicada pela componente. Exemplo retirado de Analisis multivariado: metodo de componente principais; PLA (1986) .....	33
FIGURA 03 – Esquema de controle de realimentação do sistema adaptado de BOX <i>et. al.</i> (1978) .....	58
FIGURA 04 - Fluxograma das etapas que serão seguidas para que seja possível se estabelecer o monitoramento e o ajuste de realimentação nas variáveis selecionadas .....	64
FIGURA 05 – Visualização externa do forno de queima número 1 .....	73
FIGURA 06 – Chaves de controle de temperatura do forno 1 .....	73
FIGURA 07 – Vagoneta carregada com biscoito 15x15 cm no estoque para entrar na fase de queima .....	74
FIGURA 08 - Esquema representativo das zonas de queima do forno 1 .....	76
FIGURA 09 - Fluxograma representativo da etapa de queima do suporte 15x15 cm .....	78
FIGURA 10 – Painel de aferição da temperatura de cada ponto de queima do forno 1 .....	79
FIGURA 11 - Gráfico de controle multivariado $T^2$ de Hotelling para as variáveis do forno 1 .....	84
FIGURA 12 – Gráfico representativo dos autovalores para a seleção do número de componentes que devem ser utilizadas para análise segundo o critério de CATTEL (1996) .....	87
FIGURA 13 - Gráfico <i>X-barra</i> para a primeira componente .....	89
FIGURA 14 – Gráfico <i>EWMA</i> para a primeira <i>CP</i> com $\lambda = 0,05$ e $L = 2,50$ .....	91



FIGURA 15 - Gráfico <i>X-barra</i> para a Segunda componente .....	92
FIGURA 16 – Gráfico <i>EWMA</i> para a segunda <i>CP</i> com $\lambda = 0,05$ e $L = 2,50$ .....	93
FIGURA 17 - Gráfico <i>X-barra</i> para a terceira componente .....	94
FIGURA 18 – Gráfico <i>EWMA</i> para a terceira <i>CP</i> com $\lambda = 0,05$ e $L = 2,50$ .....	95
FIGURA 19 - Gráfico <i>X-barra</i> para a quarta componente .....	96
FIGURA 20 – Gráfico <i>EWMA</i> para a quarta <i>CP</i> com $\lambda = 0,05$ e $L = 2,50$ .....	97
FIGURA 21 - Gráfico <i>X-barra</i> para a quinta componente .....	97
FIGURA 22 – Gráfico <i>EWMA</i> para a quinta <i>CP</i> com $\lambda = 0,05$ e $L = 2,50$ .....	98
FIGURA 23 - Valores em nível e ajustados das séries <i>AQ6</i> , <i>RF1</i> e <i>RF2</i> .....	106
FIGURA 24 - Correlograma para as séries <i>AQ6</i> , <i>RF1</i> e <i>RF2</i> .....	106
FIGURA 25 - Valores em nível e ajustados das séries <i>AQ1</i> , <i>AQ2</i> e <i>AQ3</i> .....	108
FIGURA 26 - Correlograma para as séries <i>AQ1</i> , <i>AQ2</i> e <i>AQ3</i> .....	108
FIGURA 27 - Gráfico <i>X-barra</i> da sexta componente .....	157
FIGURA 28 – Gráfico <i>EWMA</i> para sexta <i>CP</i> com $\lambda = 0,05$ e $L = 2,50$ .....	158
FIGURA 29 - Gráfico <i>X-barra</i> para a sétima componente .....	158
FIGURA 30 – Gráfico <i>EWMA</i> para a sétima <i>CP</i> com $\lambda = 0,05$ e $L = 2,50$ .....	159
FIGURA 31 - Gráfico <i>X-barra</i> para a oitava componente .....	160
FIGURA 32 – Gráfico <i>EWMA</i> para a oitava <i>CP</i> com $\lambda = 0,05$ e $L = 2,50$ .....	160
FIGURA 33 - Gráfico <i>X-barra</i> para a nona componente .....	161
FIGURA 34 – Gráfico <i>EWMA</i> para a nona <i>CP</i> com $\lambda = 0,05$ e $L = 2,50$ .....	162
FIGURA 35 - Gráfico <i>X-barra</i> para a décima componente .....	162
FIGURA 36 – Gráfico <i>EWMA</i> para a décima <i>CP</i> com $\lambda = 0,05$ e $L = 2,50$ .....	163

FIGURA 37 - Gráfico <i>X-barra</i> para a décima primeira componente .....	164
FIGURA 38 – Gráfico <i>EWMA</i> para a décima primeira <i>CP</i> com $\lambda = 0,05$ e $L=2,50$ .....	165
FIGURA 39 - Gráfico <i>X-barra</i> para a décima segunda componente .....	166
FIGURA 40 – Gráfico <i>EWMA</i> para a décima segunda <i>CP</i> com $\lambda = 0,05$ e $L=2,50$ .....	167

## LISTA DE TABELAS

TABELA 01 - Variação explicada pela componente .....	33
TABELA 02 - Estatísticas descritivas das temperaturas que compõem as três zonas de aquecimento do forno 1, sendo cada variável composta de 92 observações .....	81
TABELA 03 – Correlações entre as temperaturas dos pontos do forno 1 .....	82
TABELA 04 - Autovalores e percentual da variância explicada de cada componente .....	85
TABELA 05 – Autovetores encontrados para as doze variáveis em estudo do forno 1.....	86
TABELA 06 - Correlações entre a primeira componente e as variáveis originais .....	99
TABELA 07 - Correlações entre a segunda componente e as variáveis originais .....	101
TABELA 08 - Correlações entre a terceira componente e as variáveis originais .....	101
TABELA 09 - Estimação do primeiro ponto identificado composto pelas variáveis <i>AQ6</i> , <i>RF1</i> e <i>RF2</i> .....	105
TABELA 10 - Valores objetivo (valor alvo), valor previsto e o distúrbio para cada série em estudo .....	107
TABELA 11 - Estimação do segundo ponto identificado composto pelas variáveis <i>AQ1</i> , <i>AQ2</i> e <i>AQ3</i> .....	107
TABELA 12 - Valores objetivo (valor alvo), valor previsto e o distúrbio para cada série em estudo .....	109
TABELA 13 – Valores de $\lambda$ que forneceram a menor soma dos quadrados dos erros .....	111
TABELA 14 – Componentes principais das variáveis de temperatura do forno 1 .....	133

TABELA 15 - Valores numéricos do gráfico <i>EWMA</i> com $\lambda = 0,05$ e $L = 2,50$ da primeira componente principal .....	137
TABELA 16 - Valores numéricos do gráfico <i>EWMA</i> com $\lambda = 0,05$ e $L = 2,50$ da segunda componente principal .....	139
TABELA 17 - Valores numéricos do gráfico <i>EWMA</i> com $\lambda = 0,05$ e $L = 2,50$ da terceira componente principal .....	140
TABELA 18 - Valores numéricos do gráfico <i>EWMA</i> com $\lambda = 0,05$ e $L = 2,50$ da quarta componente principal .....	142
TABELA 19 - Valores numéricos do gráfico <i>EWMA</i> com $\lambda = 0,05$ e $L = 2,50$ da quinta componente principal .....	143
TABELA 20 - Valores numéricos do gráfico <i>EWMA</i> com $\lambda = 0,05$ e $L = 2,50$ da sexta componente principal .....	145
TABELA 21 - Valores numéricos do gráfico <i>EWMA</i> com $\lambda = 0,05$ e $L = 2,50$ da sétima componente principal .....	147
TABELA 22 - Valores numéricos do gráfico <i>EWMA</i> com $\lambda = 0,05$ e $L = 2,50$ da oitava componente principal .....	148
TABELA 23 - Valores numéricos do gráfico <i>EWMA</i> com $\lambda = 0,05$ e $L = 2,50$ da nona componente principal .....	150
TABELA 24 – Valores numéricos do gráfico <i>EWMA</i> com $\lambda = 0,05$ e $L = 2,50$ da décima componente principal .....	151
TABELA 25 - Valores numéricos do gráfico <i>EWMA</i> com $\lambda = 0,05$ e $L = 2,50$ da décima primeira componente principal .....	153
TABELA 26 - Valores numéricos do gráfico <i>EWMA</i> com $\lambda = 0,05$ e $L = 2,50$ da décima segunda componente principal .....	155
TABELA 27 - Procura do valor ideal para a constante de ponderação $\lambda$ , que forneça o melhor ajuste para a variável <i>AQ6</i> .....	168
TABELA 28 - Procura do valor ideal para a constante de ponderação $\lambda$ , que forneça o melhor ajuste para a variável <i>RF1</i> .....	169

TABELA 29 - Procura do valor ideal para a constante de ponderação $\lambda$ , que forneça o melhor ajuste para a variável <i>RF2</i> .....	170
TABELA 30 - Procura do valor ideal para a constante de ponderação $\lambda$ , que forneça o melhor ajuste para a variável <i>AQ1</i> .....	171
TABELA 31 - Procura do valor ideal para a constante de ponderação $\lambda$ , que forneça o melhor ajuste para a variável <i>AQ2</i> .....	172
TABELA 32 – Procura do valor ideal para a constante de ponderação $\lambda$ , que forneça o melhor ajuste para a variável <i>AQ3</i> .....	173

# LISTA DE REDUÇÕES

## Símbolos com letras gregas

$\rho$  - Matriz de correlação

$\lambda$  - Constante de ponderação da estatística *EWMA*

$\mu_0$  – Média populacional inicial

$\mu$ - Média populacional

$\boldsymbol{\mu}$ - Vetor média populacional

$\Sigma$  - Matriz de variância-covariância populacional

$\sigma$  - Desvio-padrão populacional

$\phi$  - Coeficiente autoregressivo

$\mathbf{j}$  - Matriz dos coeficientes autoregressivos

$\mathbf{v}$ - Vetor dos interceptos

$\mathbf{e}_t$  – Erro aleatório

$\mathbf{e}_t$  – Vetor dos erros

$\mathbf{e}_{t+1}$  – Erro aleatório no instante  $t+1$

$\mathbf{e}_t$  – Erro de Previsão

$\Lambda$  - Autovalores

## Símbolos com letras romanas

$T^2$  – Estatística multivariada de Hotelling

$\mathbf{S}$  – Matriz de variância-covariância amostral

$Z_t$  – Série temporal representada de forma genérica

$\mathbf{Z}_t$  – Vetor representando as séries temporais de forma genérica

$Z_{t+1}$  – Valores previstos

$\ell$  - Autovetores

*tr* – Traço da matriz de covariância  
*N* – Distribuição de probabilidade Normal  
*L* – Número de unidades distantes da linha central do gráfico de controle

## **SIGLAS**

*ACEP* - Algoritmo de Controle Estatístico do Processo  
*AES* – Amortecimento Exponencial Simples  
*AIC* – Critério de Informação Akaike  
*ARL* – Comprimento Médio de Seqüências  
*AR(p)* – Autoregressivo de ordem *p*  
*ACP* - Análise de Componentes Principais  
*CEP* - Controle Estatístico de Processos  
*CP* - Componentes Principais  
*CuSum* – Soma Cumulativa  
*EQM* - Erro Quadrático Médio  
*EWMA*- Médias Móveis Exponencialmente Ponderadas  
*IMA* – Médias Móveis Integradas  
*MMG* - Média Móvel Geométrica  
*MQO* - Mínimos Quadrados Ordinários  
*MMV* - Método de Máxima Verossimilhança  
*MMQG* – Método de Mínimos Quadrados Generalizados  
*PI* - Proporcional-Integral  
*PID* - Proporcional-Integral-Discreto  
*PG* - Progressão Geométrica  
*RL* – Comprimento de Seqüência  
*SC* - Critério Bayesiano de Schwarz  
*SUR* – Regressões Aparentemente Não Relacionadas  
*VAR* - Vetor Autoregressivo

*VAR* ( $p$ ) – Vetor Autoregressivo de ordem  $p$

*VMA* - Vetor Médias Móveis

*X-barra* – Gráfico de controle para a Média de Shewhart



## LISTA DE ANEXOS

ANEXO 01 – Componentes principais extraídas das variáveis do forno 1 .....	133
ANEXO 02 – Valores da estatística <i>EWMA</i> para as componentes principais extraídas do forno 1 .....	137
ANEXO 03 – Análise gráfica das componentes principais que não foram selecionadas para a identificação do conjunto de variáveis que serão monitoradas e/ou realimentadas .....	157
ANEXO 04 – Procura pelo melhor valor da constante de ponderação, para as variáveis que serão monitoradas e/ou realimentadas no sistema .....	168

## RESUMO

SOUZA, Adriano Mendonça. **Monitoração e ajuste de realimentação em processos produtivos multivariados.** Florianópolis, 2000. 166 folhas. Tese. Doutorado no Programa de Pós-graduação em Engenharia de Produção, UFSC, 2000.

Nos tempos modernos, a qualidade é um dos fatores que podem tornar a empresa competitiva. Sendo assim, produzir itens ou produtos finais sem defeitos é uma meta perseguida por muitos empresários. Dentro deste contexto, o trabalho aqui apresenta uma metodologia multivariada para que a produção de itens defeituosos seja minimizada. Para isso, utiliza-se tanto o controle estatístico do processo como o controle de engenharia, pois a utilização conjunta dessas formas de controle possibilita a elaboração de uma metodologia auxiliar na monitoração e/ou realimentação de um sistema multivariado. Para exemplificar o uso da metodologia, um caso foi estudado na empresa *CECRISA S.A.*, em um forno de queima do azulejo  $15 \times 15$  cm. Nesta fase do processo, foi possível a avaliação da estabilidade do processo por meio do gráfico multivariado  $T^2$  de Hotelling. Posteriormente, os dados originais foram decompostos em componentes principais, sendo as primeiras avaliadas por meio dos gráficos *X-barra* e *EWMA*, encontrando-se, assim, as componentes principais que tinham um comportamento instável. Estas revelaram, com o auxílio da correlação, as variáveis que mais contribuem para a formação da componente, sendo estas variáveis as possíveis causadoras da instabilidade no sistema. Identificando-se o conjunto de variáveis, elas foram modeladas conjuntamente, utilizando a metodologia *SUR*, a qual possibilitou encontrar os distúrbios que as variáveis apresentavam, e também encontrar, de maneira eficiente, a constante  $g$ , que representa o ganho do sistema e a constante de ponderação dos erros  $\lambda$ . Finalmente, um controlador foi proposto para fornecer o nível de ajuste que deveria ser aplicado às variáveis. Com a metodologia proposta, tem-se uma forma auxiliar de monitorar e/ou realimentar um conjunto de dados multivariados.

**Palavras-chave:** Controle estatístico do processo; Controle de engenharia do processo; Controle de realimentação; Monitoramento.

## ABSTRACT

SOUZA, Adriano Mendonça. **Monitoração e ajuste de realimentação em processos produtivos multivariados.** Florianópolis, 2000. 166 folhas. Tese. Doutorado no Programa de Pós-graduação em Engenharia de Produção, UFSC, 2000.

One of the main operational objectives in factories is to produce items free of defect. In this research a multivariate methodology is proposed to minimize the production of defective items. To put the methodology into effect, statistical process control and engineering process control will be used together. This kind of control makes possible the construction of methodology that will take action in monitoring and/or feedback control in a multivariate system. The methodology was applied in the *CECRISA S.A.* industry, in a oven used to burn tile of 15 x 15 cm. In this stage of the process, it was possible to make the evaluation of stability of the process using the multivariate Hotelling's  $T^2$  chart. After this, the original data were written in linear combinations, and the first components were evaluated by  $X\text{-bar}$  and *EWMA* charts, finding in this way the principal components that do not have stable behavior. These components will show which variables most contribute to the form of the component, and this study will be done using the correlation between original variables and the components. In this way it is possible to identify the variables that would cause instability in the system. Having identified the set of variables, they were estimated using jointly the *SUR* methodology, this makes it possible to find the most important disturbance, and find  $g$ , the constant that represents the gain of the system and  $\lambda$ , the smoothing constant of errors. Finally, the control proposed was used, which gives the level of adjustment that must be introduced in the variables. The methodology proposed is an auxiliary form of monitoring and/or feedback control, to be used with multivariate data.

**Key-words:** Statistical process control; Engineering process control; Feedback adjustment, Monitoring.

---

---

# 1 INTRODUÇÃO

---

---

Controlar a qualidade é uma das crescentes preocupações dos empresários, pois produzir produtos e realizar tarefas que não possuam defeitos são fatores que podem ser decisivos na era da competição. A primeira idéia de controle das características de um processo produtivo é devida a Walter Shewhart, que, em 1924, desenvolveu e instrumentalizou um conjunto de conceitos, lançando as bases do moderno controle estatístico de processos. Shewhart, naquela época, preocupou-se em avaliar a qualidade observando apenas uma característica do produto, o que era realizado após a sua elaboração. Mas, com a evolução tecnológica, a crescente competitividade das indústrias, a complexidade dos procedimentos operacionais e as exigências feitas pelos consumidores, surgiu a necessidade de se fazer um controle simultâneo, não só nas características do produto, mas também nas variáveis envolvidas no processo, obtendo-se assim um produto de melhor qualidade.

O Controle Estatístico do Processo (*CEP*) utiliza as medidas obtidas no processo para fazer a sua monitoração e encontrar mudanças que possam estar ocorrendo, sem contudo prescrever uma ação de controle. Por outro lado, o Controle de Engenharia do Processo (*CEnP*) utiliza medidas obtidas do processo que revelam o seu comportamento, o que possibilita, a partir daí, prescrever trocas nas variáveis que estão envolvidas no mesmo, para torná-las o mais próximo possível do alvo desejado. A utilização conjunta destas duas metodologias fornece uma forma eficaz de controlar a qualidade de produtos e serviços.

Quando as técnicas de controle estatístico do processo são utilizadas, a possibilidade de se detectar um item defeituoso só é possível após o produto ser processado, sem que se possa tomar uma medida corretiva antes da sua

elaboração. Pensando em diminuir a ocorrência de itens defeituosos e os custos de produção, surge a idéia de trabalhar com a previsão das variáveis, visualizando-se, assim, o seu comportamento futuro. Desta maneira, é possível intervir no sistema, evitando a produção de itens defeituosos, sempre que haja um afastamento do alvo estabelecido. A prevenção de um defeito, baseada no erro de saída de uma variável, é definida como controle de realimentação<sup>1</sup>, pois os valores futuros das variáveis servem para realimentar o sistema.

Nesta pesquisa, utilizam-se tanto as técnicas de controle estatístico como as do controle de engenharia do processo, aplicadas a um conjunto de dados multivariados. Pesquisadores como BOX & HUNTER & HUNTER (1978); Mac GREGOR (1987), BOX & KRAMER (1992), RAMIREZ (1994), DEL CASTILLO (1996), BOX & LUCEÑO (1997) têm apresentado diversos estudos e formas de como o ajuste de realimentação pode ser feito, utilizando um conjunto de dados históricos que possibilita o conhecimento do comportamento futuro da série. A maioria dos trabalhos utilizam as técnicas citadas acima, aplicadas a conjuntos de dados univariados. Nesta pesquisa, extrapola-se para o caso multivariado.

## **1.1 Tema da pesquisa**

O tema da presente pesquisa é o controle estatístico de processos, juntamente com o controle de engenharia de processos no campo multivariado, pois desenvolve-se uma metodologia que possibilita a realimentação de um sistema produtivo multivariado baseada no erro de previsão do distúrbio que cada variável possa apresentar. O problema proposto é de como realizar um ajuste de realimentação multivariado, sem

---

<sup>1</sup> O termo inglês “feedback” é denominado realimentação ou retroalimentação em português, podendo ser utilizado indistintamente.

que haja necessidade de ajuste em todas as variáveis envolvidas no sistema, mas somente naquelas que apresentam uma situação de instabilidade.

## **1.2 Justificativa e importância da pesquisa**

O controle estatístico trabalha com a análise das medidas dos produtos ou serviços elaborados, verificando sua boa ou má qualidade. Dessa maneira, é sempre necessária a elaboração do produto para depois avaliá-lo, o que pode levar a um desperdício de matéria-prima, mão-de-obra e custos adicionais, quando o produto e/ou o processo não estiverem em conformidade com as especificações determinadas.

Considera-se esta pesquisa importante, na área acadêmica, por ser inovadora na aplicação das técnicas de controle de qualidade multivariadas e, no setor industrial, como uma forma de se fazer uma avaliação do processo produtivo, através da monitoração contínua, possibilitando a identificação das variáveis fora de controle em um processo multivariado. Esta identificação das variáveis geradoras de instabilidade no sistema traz um avanço considerável para a equipe de produção, pois, dessa maneira, pode-se detectar onde um futuro problema poderá ocorrer.

Localizadas as possíveis variáveis causadoras de instabilidade no sistema, utiliza-se um controlador de realimentação multivariado, possibilitando assim que as variáveis em estudo sempre estejam com o menor afastamento possível do alvo.

A metodologia proposta permite um controle eficaz, possibilitando baixar os custos, pois o número de itens produzidos com defeitos poderá ser reduzido. Sendo esta mais uma forma alternativa de controle, dando aos produtos maior qualidade e, por fim, podendo tornar as indústrias mais competitivas.

A afirmação de que “ ... o objetivo de qualquer sistema de controle é ajustar as variáveis para atingir os objetivos definidos do processo em

relação aos distúrbios, usando medidas das variáveis ...” (RAMIREZ, 1994) é verdadeira quando aplicada a um conjunto de dados univariados. Aqui, será utilizado um conjunto de técnicas multivariadas para controlar os processos que apresentam diversas características a serem monitoradas e/ou realimentadas e que, na maioria das vezes, são tratadas como variáveis independentes. Este tratamento pode conduzir a decisões incorretas, pois não se leva em consideração a interação das variáveis no momento de se estimar as suas equações.

Considera-se, ainda, que esta pesquisa seja útil não só por realizar o ajuste de realimentação no sistema, mas pelo fato deste ajuste ser realizado quando for detectada uma situação de falta de controle no mesmo, e somente nas variáveis geradoras de instabilidade. Os ajustes de realimentação deverão ser efetuados durante o processo de fabricação, diferentemente do que foi proposto por DEL CASTILLO (1996), o qual utiliza o processo de realimentação em lotes, no qual os parâmetros de características do lote anterior servem de base para que um lote futuro seja fabricado.

O ajuste de realimentação é feito, neste trabalho, orientado pelo distúrbio advindo da modelagem simultânea das variáveis pré-selecionadas, levando em consideração as interações existentes no sistema.

O diferencial deste trabalho, que inova na literatura pertinente, consiste em viabilizar um conjunto de técnicas multivariadas que identifiquem as variáveis geradoras da falta de controle no processo e que possibilitem a realização do ajuste de realimentação multivariado apenas nas variáveis que causam a instabilidade. Na composição da equação de realimentação, os parâmetros serão encontrados através de uma metodologia que leva em consideração o relacionamento das variáveis, proporcionando uma melhor precisão nas estimativas dos parâmetros.

A implantação desta metodologia proporciona uma redução total dos custos da empresa, se a mesma possuir um corpo técnico responsável pelo

controle de qualidade dos produtos e colaboradores que atuem diretamente na produção. Desta forma, não é necessário a contratação de mão-de-obra extra, apenas um treinamento para a equipe técnica, possibilitando a aplicação da metodologia.

### **1.3 Objetivos**

Esta pesquisa tem como objetivo geral a monitoração e a realização de um ajuste multivariado, baseado na realimentação do sistema por meio dos distúrbios encontrados nas variáveis de saída que causam a instabilidade no processo produtivo.

Este objetivo só será alcançado à medida que for possível cumprir os objetivos específicos descritos a seguir:

- mostrar a importância da análise de componentes principais em controle estatístico de processos, utilizando-a tanto na redução da dimensionalidade, como na identificação das variáveis de maior representatividade no sistema produtivo;
- desenvolver um método para encontrar o conjunto de variáveis que são as possíveis causadoras da falta de controle no processo, concentrando-se nestas para fazer o ajuste de realimentação;
- sintetizar os procedimentos para a utilização da estatística *EWMA*, tanto como carta de controle como ponderador do erro dos distúrbios;
- ajustar um modelo multivariado às variáveis selecionadas, para conhecer o seu comportamento e os seus efeitos no sistema;
- estabelecer um controlador de ajuste através da realimentação do sistema, baseado nas informações das variáveis selecionadas para o estudo.



## 1.4 Metodologia

Como foi descrito no item anterior, o objetivo será a monitoração e a realização de um ajuste de realimentação. Para se alcançar estes objetivos, uma revisão de literatura foi conduzida para que se alcançasse o estado da arte no que diz respeito ao controle estatístico de processos e ao controle de engenharia do processo. Por meio desta revisão foi possível ver que a ligação das duas metodologias seria importante para se manter um processo produtivo o mais próximo de um alvo desejado. Para estabelecer um ajuste de realimentação multivariado, foi necessário o estudo das técnicas de gráficos de controle multivariados, análise de componentes principais e técnicas de regressão multivariadas, que forneceram o suporte necessário para o desenvolvimento deste trabalho.

Após um estudo detalhado das técnicas empregadas neste estudo, buscou-se exemplificar a metodologia proposta, por meio de um estudo conduzido na empresa *CECRISA S. A.* exemplificando a forma que o ajuste de realimentação multivariado deverá ser alcançado. Os dados utilizados para a aplicação da metodologia foram coletados em um forno de queima do tipo túnel, de onde foi possível observar doze variáveis de temperatura coletadas junto ao colaborador que faz a leitura das temperaturas seguindo as normas estabelecidas pela empresa. Após a aquisição destes dados, faz-se uma avaliação dos mesmos por meio dos gráficos de controle e identifica-se quais as variáveis de maior interesse no sistema, passando-se logo após à etapa de estimação das equações de regressão para aplicar a realimentação proposta, mantendo-se, assim, o processo próximo do valor alvo estipulado.

Para uma melhor compreensão da metodologia proposta, apresenta-se, no item 3.3, um detalhamento da mesma e os passos a serem seguidos, desde a etapa de monitoramento até o ajuste das variáveis fora de controle.

## **1.5 Delimitações da pesquisa**

O trabalho aqui desenvolvido é constituído de um conjunto de técnicas úteis para identificar, monitorar e ajustar um processo multivariado.

Existem muitos estudos evidenciando o ajuste das variáveis que estão distantes do alvo estabelecido, mas a pesquisa não tem o objetivo de fazer um estudo comparativo, até porque a maioria dos casos estão restritos a modelos univariados. Também, não será realizado um estudo comparativo para determinar quais seriam as vantagens e desvantagens da metodologia empregada.

O estudo aqui proposto destina-se ao caso de variáveis que se apresentam ordenadas no processo, ou que se apresentam em tempos distintos, conferindo a elas uma característica seqüencial.

## **1.6 Organização do trabalho**

Este trabalho está organizado em 5 capítulos, que serão descritos a seguir. No capítulo 2, apresentam-se os trabalhos de maior relevância relacionados com este estudo. No item 2.2, descrevem-se os gráficos de controle univariados e multivariados e faz-se uma breve discussão sobre os gráficos de Shewhart, por serem amplamente conhecidos e aplicados na maioria dos trabalhos de controle estatístico de qualidade, dispensando assim maior detalhamento da metodologia. Um enfoque maior é dado aos gráficos de médias móveis exponencialmente ponderadas. Por fim, apresenta-se a metodologia desenvolvida por Hotelling, a qual servirá para classificar o processo quanto à sua estabilidade. No item 2.3, apresenta-se a metodologia de análise de componentes principais e suas aplicações em controle estatístico da qualidade. No item 2.4, descreve-se a modelagem conjunta das variáveis, possibilitando o conhecimento do seu comportamento.

No capítulo 3, mostra-se como será atingido o ajuste de realimentação que será aplicado nas variáveis selecionadas. Esse ajuste será feito apenas se as variáveis mostrarem um distanciamento do alvo estabelecido, fazendo-se necessária uma calibragem.

No capítulo 4, apresenta-se a metodologia juntamente com um estudo realizado na empresa *CECRISA S.A. – Unidade II – Tubarão- SC* e, no capítulo 5, apresenta-se a conclusão do estudo e as considerações necessárias.

### **1.7 Comentários gerais do capítulo**

Este capítulo apresenta as linhas em que o trabalho será desenvolvido. A pesquisa foi justificada, a metodologia foi brevemente discutida e as delimitações do problema foram apresentadas. Para o desenvolvimento do trabalho, no capítulo 2, apresentam-se os trabalhos relevantes para a execução desta pesquisa, procurando-se obter informações de como esses estudos foram conduzidos e mostrando de que modo eles podem ser úteis aqui.

---

---

## 2 REVISÃO DA LITERATURA

---

---

### 2.1 Introdução

Neste capítulo, apresenta-se a revisão da literatura, dividida em itens, que servirá de suporte para o desenvolvimento desta pesquisa. No item 2.2, aborda-se a estatística de médias móveis ponderadas exponencialmente, que será utilizada como gráfico de controle univariado e no desenvolvimento do controlador de realimentação; também discorre-se sobre o gráfico de controle multivariado  $T^2$  de Hotelling, o qual verificará a estabilidade do sistema como um todo. No item 2.3, será discutida a análise de componentes principais, ressaltando-se o quanto ela pode ser útil no controle de qualidade. No item 2.4, expõem-se como serão modeladas as séries selecionadas neste estudo. Dessa forma, pretende-se mostrar como estas técnicas serão desenvolvidas e utilizadas nesta pesquisa.

### 2.2 Gráficos de controle

#### 2.2.1 Estatística *EWMA* aplicada a gráficos de controle e ajustes de realimentação

Os gráficos de controle são utilizados, geralmente, para alcançar um estado de controle estatístico e para monitorar o processo produtivo. O Controle Estatístico do Processo (*CEP*) possui ferramentas para monitorar o estado do processo e distinguir entre causas comuns e causas especiais de variabilidade. A primeira causa é originária da variabilidade natural do processo, e a variação que ocorre possui um comportamento aleatório indicando que o processo está sob controle. A segunda revela a formação de padrões especiais, acusando que algo de errado está influenciando o

processo, devendo esta ser identificada e removida para que toda a produção não seja afetada.

Em muitos processos existe uma variabilidade inerente devido ao efeito cumulativo de pequenas causas. Quando esta variabilidade é pequena, usualmente é considerada aceitável, dizendo-se que o processo está operando sob controle. A variabilidade proveniente de causas especiais é tipicamente grande, originária de causas externas ao sistema e, neste caso, ele é considerado fora de controle. Os gráficos de controle são usados para identificar a presença de uma causa especial, de modo que uma ação corretiva possa ser tomada antes que qualquer item não-conforme seja produzido.

Os gráficos de controle univariados são usados no processo de monitoração quando se está interessado em apenas uma característica. Estes gráficos foram introduzidos por Shewhart em 1924, sendo descritos e popularizados em 1931, quando o seu livro tornou-se o marco para o desenvolvimento do controle estatístico da qualidade. O objetivo principal dos gráficos de controle é verificar o comportamento de um conjunto de dados, pois detectam rapidamente trocas de tendências e níveis que ocorrem nas variáveis. Os gráficos utilizados para avaliar a estabilidade do processo são o de Shewhart e o de Médias Móveis Exponencialmente Ponderadas<sup>2</sup> (MMEP), possui o seu correspondente em inglês “*Exponentially Weighted Moving Average*” (*EWMA*). O primeiro tem como objetivo detectar grandes variações na média do processo, enquanto que o segundo é mais utilizado para capturar pequenos desvios da média.

Os gráficos de controle baseados na estatística *EWMA* foram primeiramente apresentados nos anos 50, como uma generalização dos gráficos de Média Móveis Aritméticas (ROBERTS, 1959). Mais tarde, foram feitas comparações entre os gráficos *EWMA*, Médias Móveis Aritméticas,

---

<sup>2</sup> A denominação da estatística de médias móveis ponderadas exponencialmente também é conhecida na área de estudo de séries temporais como Amortecimento Exponencial Simples (*AES*).

Shewhart, CuSum e outros gráficos univariados, verificando-se que o gráfico *X-barra* de Shewhart detectava desvios da média do processo acima de três desvios padrões mais rapidamente que os gráficos *EWMA* (LUCAS, 1973).

Os gráficos de controle impõem a restrição de independência, pois dessa maneira não são levadas em consideração as possíveis correlações existentes entre as observações. A estatística *EWMA* pode ser utilizada de duas formas: primeiro, como gráfico de controle, supondo a independência entre observações e, segundo, como estimador, prevendo o valor da próxima observação se o processo seguir um modelo de médias móveis (ROBINSON & RO, 1978; CROWDER, 1987, 1989 e LUCAS & SACCUCCI, 1990). Esta estatística, além de ser um modelo simples, é freqüentemente aplicada em processos que exibem uma acumulação contínua. Um outro emprego desta estatística é na formação do algoritmo de controle, pois ela proporciona a redução do erro quadrático médio em torno do alvo desejado, sempre que o processo possuir o comportamento que siga um modelo de primeira ordem e os resíduos apresentarem-se não-correlacionados.

O gráfico de controle *EWMA* possui um mecanismo que incorpora as informações de todas as observações anteriores mais a informação atual. Essas informações são ponderadas, possibilitando atribuir aos valores passados um determinado grau de importância, conforme desejado, sendo atualizado recursivamente como mostra (2.1).

$$Z_i = \lambda X_i + (1 - \lambda)Z_{i-1} \quad (2.1)$$

A série  $Z_i$  é suavizada através da constante de ponderação  $\lambda$ , que multiplica os valores da série original  $X_i$  mais o complemento da constante de ponderação vezes o valor de  $Z_{i-1}$ . Este valor inicial nunca é conhecido, então, utiliza-se a média do processo, sendo  $Z_0 = \bar{X}$ , que dá origem assim à nova série  $Z_i$ , que é uma média ponderada de todas as amostras anteriores, conforme mostrado a seguir:

$$\begin{aligned}
Z_i &= I X_i + (1-I)[I X_{i-1} + (1-I) Z_{i-2}] \\
&= I X_i + I(1-I) X_{i-1} + (1-I)^2 Z_{i-2}
\end{aligned}$$

substituindo-se recursivamente para  $Z_{i-j}$ , com  $j = 2, 3, \dots, t$ , tem-se:

$$Z_i = I \sum_{j=0}^{i-1} (1-I)^j X_{i-j} + (1-I)^i Z_0 \quad (2.2)$$

Os pesos  $I(1-I)^j$ , na equação (2.2), decrescem geometricamente com o aumento do tamanho da amostra, motivo pelo qual o gráfico é denominado de ponderado exponencialmente<sup>3</sup>.

Fazendo-se a soma de uma Progressão Geométrica (*PG*) dos pesos, vê-se que eles somam a unidade conforme mostrado a seguir:

$$I \sum_{j=0}^{i-1} (1-I)^j = I \left[ \frac{1-(1-I)^i}{1-(1-I)} \right] = 1-(1-I)^i \quad (2.3)$$

O fator de ponderação  $I$  deve estar sempre entre zero e um ( $0 \leq I \leq 1$ ), podendo ser ajustado para fornecer maior ou menor ponderação às observações atuais, resultando em vários processos de suavização. Se o valor de  $I$  for próximo de zero, as observações mais recentes recebem uma pequena ponderação, parecendo-se com um gráfico de CuSum, sendo útil para detectar pequenas mudanças no processo (LUCAS & SACCUCCI, 1987, 1990). Mas, por outro lado, se  $I$  for igual a 1, *EWMA* terá o mesmo efeito que o gráfico de Shewhart (HUNTER, 1986). Segundo BOX & LUCENÑO (1997), a utilização do valor de  $I = 0,2$  é considerado uma boa

---

<sup>3</sup> A estatística *EWMA* também é denominada Média Móvel Geométrica (*MMG*) devido ao seu decréscimo geométrico.

escolha, pois serve como regra prática para ser utilizada em diversas situações.

Para a descrição dos limites de controle do gráfico *EWMA*, supõe-se que as observações  $X_i$  são variáveis aleatórias independentes, com variância  $\sigma^2$ . A variância de  $Z_i$  pode ser mostrada em (2.4), conforme desenvolvida por WASSERMAN (1995):

$$s_{z_i}^2 = s^2 \left( \frac{I}{2-I} \right) [1 - (1-I)^{2i}] \quad (2.4)$$

Pode-se observar que o fator  $[1 - (1-I)^{2i}]$ , para  $i$  grande, tende à unidade, explicando-se assim o motivo pelo qual, após um determinado tempo, os limites de controle do gráfico *EWMA* tornam-se paralelos à linha central.

Baseado na equação (2.4), os limites de controle para *EWMA* são um conjunto de três linhas: uma Linha Central (*LC*) com o valor  $\mu_0$ , valor objetivo que se deseja alcançar, podendo ser substituído pela média do processo e, ainda, duas linhas externas dispostas a  $L$ -unidades de desvios-padrões da média do processo, formando o Limite Superior de Controle (*LSC*) e o Limite Inferior de Controle (*LIC*) para a nova série  $Z_i$ , conforme descritos a seguir:

$$LSC = m_0 + Ls \sqrt{\frac{I}{(2-I)} [1 - (1-I)^{2i}]} \quad (2.5a)$$

$$LC = m_0 \quad (2.5b)$$

$$LIC = m_0 - Ls \sqrt{\frac{I}{(2-I)} [1 - (1-I)^{2i}]} \quad (2.5c)$$

onde:

$L$  – é o comprimento dos limites de controle;



$\lambda$  - é a constante de ponderação, devendo estar compreendida no intervalo de  $0 \leq \lambda \leq 1$ ;  
 $\mu_0$  - é o valor alvo que se deseja alcançar;  
 $\sigma$  - é o desvio padrão dos  $Z_i$ 's .

O processo será considerado sob controle se todos os pontos estiverem dentro dos limites estabelecidos em (2.5). Geralmente um controle combinado dos gráficos de Shewhart e *EWMA* é utilizado, sendo que o primeiro avalia o sistema por meio do *X-barra*, procurando por grandes variações e o segundo é usado para avaliar pequenas discrepâncias.

Para a construção do gráfico de controle *EWMA*, é necessário definir os valores de *L* e *I*, que são os parâmetros do gráfico. Diversas combinações de deslocamentos de pontos da média e dos parâmetros *I* e *L* são fornecidos para se escolher o valor do *ARL*<sup>4</sup>, pois recomenda-se que, inicialmente, seja especificado este valor e a mudança no processo que se deseja detectar, para depois serem determinados os parâmetros. O valor do *ARL* sob controle, formado de um comprimento médio de 370 observações para o gráfico *X-barra* foi considerado como referência na escolha dos parâmetros do gráfico *EWMA*. Estes valores, baseados nas simulações feitas por CROWDER (1987).

A constante de ponderação  $\lambda$  na estatística *EWMA*, utilizada no controlador de realimentação, é determinada por meio do menor erro de previsão que esta produzir. Na etapa de aplicação do controlador, a principal tarefa é conhecer o comportamento da série, para que os ajustes feitos mantenham o processo próximo do valor alvo desejado e não mais verificar se ela está sob controle, já que a estabilidade do sistema deve ter sido verificada em uma etapa anterior.

---

<sup>4</sup> “Average Run Length” (*ARL*) representa o número de observações ou amostras necessárias para o gráfico de controle sinalizar que alguma mudança ocorreu no processo, quando o mesmo for considerando sob controle (PAGE, 1954 e TRACY *et. al.*, 1997).

Na maioria dos processos industriais, se nenhuma ação de controle for tomada, o alvo determinado dificilmente será atingido. Para a descrição dos dados e dos distúrbios que ocorrem no processo, a estatística *EWMA* pode ser utilizada, verificando-se, assim, que medidas devem ser tomadas e quais os efeitos que estes ajustes trarão para o sistema (BOX & KRAMER, 1992 e Mac GREGOR, 1987). Frequentemente, a estatística *EWMA* é utilizada em controladores lineares, minimizando a variação das variáveis de saída através do ajuste das variáveis de entrada do processo.

### **2.2.2 Gráficos de controle multivariados $T^2$ de Hotelling**

Os gráficos *X-barra*, *EWMA* e *CuSum* são amplamente usados para monitorar a média de um processo univariado. Entretanto a qualidade de produtos manufaturados é frequentemente determinada pela avaliação conjunta de diversas características. Por exemplo, uma peça produzida pode ter sua qualidade alcançada quando fatores como comprimento, diâmetro e grau de polimento de sua superfície estiverem dentro dos limites de controle. Essas características, frequentemente, exibem uma correlação devido a vários fatores como a variação na matéria-prima, a montagem da máquina e as ferramentas usadas. Uma forma simples de monitorar essas características é ignorar a correlação e utilizar múltiplos gráficos univariados, ou seja, um gráfico para cada característica. Porém, este método pode ser insatisfatório, pois não leva em consideração a correlação existente entre as variáveis (LOWRY & MONTGOMERY, 1995), não sinalizando corretamente quando o processo está fora de controle. Então, um gráfico multivariado deve ser preferido para monitorar todas as características (HOTELLING, 1947).

Uma forma análoga de avaliação de um conjunto de dados multivariados como o gráfico  $T^2$ , é o uso do gráfico de controle *EWMA* multivariado que é uma extensão do gráfico *EWMA* (LOWRY *et al.*, 1992 e

LOWRY & MONTGOMERY, 1995), que possui a vantagem de detectar pequenas mudanças no processo.

O gráfico EWMA multivariado não será utilizado na proposta metodológica desta tese, por duas razões: primeira, que para sua aplicação é necessário a ponderação das variáveis originais para posteriormente elas serem avaliadas por meio da estatística  $T^2$ ; ao invés de fazer a aplicação direta do gráfico  $T^2$  nas variáveis originais. A segunda, deve-se ao fato de se estar trabalhando com um gráfico multivariado, fazendo-se necessário um estudo posterior para identificar as variáveis geradoras de instabilidade no processo. Observa-se então que aplicação direta do gráfico  $T^2$  aos dados originais, torna o procedimento mais simples, como é proposto aqui.

A estatística  $T^2$  de Hotelling<sup>5</sup> desempenha um importante papel no controle de qualidade multivariado, e seu gráfico possui os mesmos procedimentos dos gráficos desenvolvidos por Shewhart para avaliar a estabilidade do sistema. Segundo RYAN (1989) e TRACY *et al.*, (1992), os gráficos multivariados são mais sensíveis na detecção de pontos fora de controle, quando as variáveis estiverem correlacionadas, pois o uso de gráficos univariados não contempla a correlação existente entre as variáveis. Quando se trabalha o gráfico de controle multivariado na forma de elipse, quanto maior for a correlação entre as variáveis, mais estreita será a elipse, que superposta aos dados originais, revelará com maior facilidade pontos fora dos limites de controle. Quanto maior o coeficiente de correlação, mais estreita a elipse se tornará e, em particular, um erro maior de assumir o processo sob controle quando na realidade ele não está, se analisados individualmente. Para não se perder a cronologia dos dados utiliza-se a estatística  $T^2$  que mostra que se uma observação está fora da elipse, ela estará acima do limite do gráfico  $T^2$  e então indicando uma falta de controle. Se uma observação está dentro da elipse, ela será grafada abaixo do limite

---

<sup>5</sup> Hotelling (1947), foi um dos primeiros estatísticos a notar a ineficiência do uso de múltiplos gráficos de controle univariados quando as variáveis de interesse estão correlacionadas (MASON *et al.*, 1997).

do gráfico  $T^2$  e, se uma observação estiver no perímetro da elipse, ela estará exatamente na linha limite de controle do gráfico  $T^2$ .

No caso multivariado, calcula-se uma medida para verificar a que distância um novo conjunto de pontos está do alvo desejado, e esta distância é calculada com base na estrutura de covariância dos dados. Geometricamente,  $T^2$  é proporcional à distância quadrática de uma observação multivariada onde pontos equidistantes circulam o alvo e, quanto maior o valor da estatística  $T^2$ , maior será a distância da observação até o alvo.

A utilização deste gráfico, no início de seu desenvolvimento, foi muito pequena, mas ganhou popularidade principalmente pela necessidade de avaliar conjuntos onde várias características estejam envolvidas, ou seja, onde as  $p$ -variáveis correlacionadas devem ser analisadas conjuntamente APARISI (1997).

Relembra-se o caso univariado para determinar se um valor específico  $m_0$  pertence a uma população que possui média  $m$ , logo formulam-se as hipóteses:  $H_0: m=m_0$  e  $H_1: m \neq m_0$ . Supõe-se que a seqüência de variáveis aleatórias  $X_i$ , com  $i = 1, 2, \dots, n$ , denotam uma amostra aleatória de uma população normal. A estatística do teste apropriada é dado por:

$$t = \frac{(\bar{X} - m_0)}{s/\sqrt{n}} \quad (2.6)$$

que possui distribuição “ $t$ ” de *Student* com  $n-1$  graus de liberdade. O teste rejeita  $H_0$ , se o valor observado  $|t|$  cai fora dos limites especificados de uma distribuição “ $t$ ” com  $n-1$  graus de liberdade.

Rejeitar  $H_0$ , significa dizer que  $\mu_0$  não é um valor plausível para  $\mu$ . E, rejeitando  $H_0$  quando  $|t|$  é grande equivale a rejeitar  $H_0$  se seu quadrado, representado em (2.7), é grande.

$$t^2 = \frac{(\bar{X} - \mu_0)^2}{s^2/n} = n(\bar{X} - \mu_0)(s^2)^{-1}(\bar{X} - \mu_0) \quad (2.7)$$

A variável aleatória “ $t^2$ ” em (2.7) é o quadrado da distância da média amostral  $\bar{X}$  ao valor de teste  $m_0$ . As unidades de distância são expressas em termos de  $s/\sqrt{n}$ , erros padrões estimados de  $\bar{X}$ . Uma vez que seja possível observar os valores de  $\bar{X}$  e  $S^2$ , o teste torna-se: Rejeitar  $H_0$  em favor de  $H_1$  a um determinado nível de significância  $\alpha$ , se em (2.8):

$$n(\bar{X} - \mu_0)(s^2)^{-1}(\bar{X} - \mu_0) > t_{n-1, \alpha/2}^2 \quad (2.8)$$

onde  $t_{n-1, \alpha/2}^2$  denota o percentil superior  $100(\alpha/2)\%$  da distribuição “ $t$ ” com  $n-1$  graus de liberdade. Se  $H_0$  não é rejeitado, conclui-se que  $m_0$  é um valor plausível da população.

Seguindo JOHNSON & WICHERN (1992) e, considerando-se a correspondência entre as regiões de aceitação dos testes de hipóteses  $H_0: \mu = m_0$  versus  $H_1: \mu \neq m_0$  e intervalos de confiança para  $\mu$ , tem-se:

$$\{\text{Não rejeitar } H_0: \mu = m_0 \text{ ao nível } \alpha\} \text{ ou } \left| \frac{\bar{X} - \mu_0}{s/\sqrt{n}} \right| \leq t_{n-1, (\alpha/2)}$$

é equivalente a

$$\{\mu_0 \text{ pertencer ao intervalo } 100(1 - \alpha)\% \text{ de confiança } \bar{X} \pm t_{n-2, (\alpha/2)} \frac{s}{\sqrt{n}}\}$$

ou

$$\bar{X} - t_{n-2, (\alpha/2)} \frac{s}{\sqrt{n}} \leq \mu_0 \leq \bar{X} + t_{n-2, (\alpha/2)} \frac{s}{\sqrt{n}}$$

O intervalo de confiança consiste de todos os valores  $\mu_0$  que não seriam rejeitados pelo teste de  $H_0: \mathbf{m} = \mathbf{m}_0$ .

Considere-se o problema de determinar se um dado vetor  $\mathbf{m}_0$  ( $p \times 1$ ) é um valor plausível para a média de uma distribuição normal multivariada. Deve-se então proceder analogamente como se fez no caso univariado citado anteriormente.

A partir do teste de hipótese, baseado na distribuição “*t*” de *Student*, faz-se uma generalização de (2.7) para o caso em que mais de uma variável é submetida a teste, a fim de verificar se o seu vetor média pertence ou não à amostra em estudo. Esta generalização dá origem à estatística  $T^2$  mostrada em (2.9).

$$\mathbf{T}^2 = (\bar{\mathbf{X}} - \hat{\mathbf{i}}_0)' \left( \frac{\mathbf{S}}{\mathbf{n}} \right)^{-1} (\bar{\mathbf{X}} - \hat{\mathbf{i}}_0) = \mathbf{n}(\bar{\mathbf{X}} - \hat{\mathbf{i}}_0)' \mathbf{S}^{-1} (\bar{\mathbf{X}} - \hat{\mathbf{i}}_0) \quad (2.9)$$

onde:

$$\bar{\mathbf{X}}_{(p \times 1)} = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n \mathbf{X}_j ;$$

$$\mathbf{S}_{(p \times p)} = \frac{1}{n-1} \sum_{j=1}^n (\mathbf{X}_j - \bar{\mathbf{X}})(\mathbf{X}_j - \bar{\mathbf{X}})' \quad \text{e,}$$

$$\mu_{o_{(p \times 1)}} = \begin{bmatrix} \mu_{10} \\ \mu_{20} \\ \vdots \\ \mu_{p0} \end{bmatrix}$$

A estatística  $T^2$  é chamada de  $T^2$  de Hotelling em homenagem a Harold Hotelling, um pioneiro em análise multivariada.  $T^2$  é distribuída como  $\frac{(n-1)p}{(n-p)} F_{p, n-p}$  onde  $F_{p, n-p}$  denota uma variável aleatória com uma distribuição  $F$  com  $p$  e  $n-p$  graus de liberdade, onde  $p$  representa o número de variáveis e  $n$  o número total de observações (JOHNSON & WICHERN, 1998).

Para a construção do procedimento de Hotelling, é necessário que as  $p$ -variáveis correlacionadas sejam oriundas de medidas realizadas simultaneamente e sigam uma distribuição normal multivariada, com vetor média  $\bar{\mu}$  e matriz de variância-covariância  $\bar{\Sigma}$ . Quando uma  $i$ -ésima amostra é retirada, têm-se  $n$  valores de cada característica e, então, é possível calcular os vetores  $\bar{\mu}_0$  e  $\bar{\Sigma}_0$  que representam a média e a matriz variância-covariância das  $p$ -características e comparar com a situação na qual o processo está sob controle.

Se os valores populacionais são desconhecidos, seus valores podem ser estimados usando a informação amostral e a média populacional será estimada por  $\bar{\bar{X}}$  e a matriz de variância-covariância populacional por meio de  $S$ . Então a estatística (2.9) torna-se:

$$T^2 = n(\bar{X} - \bar{\bar{X}})' S^{-1} (\bar{X} - \bar{\bar{X}}) \quad (2.10)$$

Segundo LOWRY & MONTGOMERY (1995) e TRACY *et. al.* (1995), o gráfico de Hotelling apresenta duas fases distintas de avaliação do processo. A primeira é utilizada para estabelecer o controle, testando se o processo estava sob controle quando a amostra foi retirada e as estatísticas  $\bar{\bar{X}}$  e  $S$

Após ter verificado estabelecer novos limites de controle que terão a função de monitorar caracterizando assim uma segunda fase de controle. Os limites de controle para uma carta multivariada são mostrados em (2.11).

### **Limites de**

$$LSC = \frac{p}{mn} \frac{m}{m} \frac{n}{p} F_{\alpha, mn-m, p} \quad (2.11a)$$

$$LIC = 0 \quad (2.11b)$$

onde:

$p$  é o número de variáveis que estão sendo analisadas;

-

$n$  - é o número total de observações;

$F$  é

$\alpha$  - é o nível de significância especificado.

A hipótese assumida é de que a média do processo é igual ao valor

$T^2$

porque ela sempre fornece valores positivos. Na segunda fase de avaliação,

mostrados em (2.12):

### **Limites de controle para a segunda fase**

$$LSC = \frac{p(m+1)(n-1)}{mn - m - p + 1} F_{\alpha, p, mn-m-p+1}$$

$$LIC = 0 \tag{2.12b}$$

A utilização

estabelecer se o processo está sob controle e os limites estabelecidos em (2.12) servirão para analisar quando novos pontos são adicionados à

Muitas vezes -se necessário estabelecer o controle estatístico

igual a um ( $\alpha = 1$ ). Neste caso a estatística  $T$  em (2.10) -se:

$$\mathbf{T}^2 = (\mathbf{X} - \bar{\mathbf{X}})' \mathbf{S}^{-1} (\mathbf{X} - \bar{\mathbf{X}}) \tag{2.13}$$

Então, deve-se utilizar os seguintes limites de controle:



### **Limites de controle para observações individuais**

$$LSC = \frac{p(m+1)(m-1)}{m^2 - mp} F_{\alpha, p, m-p} \quad (2.14a)$$

$$LIC = 0 \quad (2.14b)$$

Quando um sinal é captado fora de controle, por um gráfico multivariado a característica ou o grupo de características que causaram o sinal podem não ser visivelmente identificados. Muitos autores têm discutido formas de diagnosticar estes sinais mostrados pelo gráfico  $T^2$ , a fim de encontrar as variáveis geradoras desta instabilidade. MURPHY, (1987) utiliza um procedimento similar a análise discriminante e tenta detectar o subconjunto de variáveis responsáveis pela falta de controle, mas este procedimento é lento, especialmente se muitas variáveis estão envolvidas no processo. Outro método de identificação da variável geradora de instabilidade em um sistema multivariado é denominado de ajuste de regressão, que consiste em regredir uma variável sobre as outras, onde os valores da variável regredida são substituídos pelos seus resíduos, e estes são analisados graficamente para depois tentar remover os efeitos das variáveis fora de controle pela regressão. Um cuidado deve ser tomado, pois se uma variável for escolhida erroneamente para ser regredida ela não revelará as devidas mudanças que podem estar ocorrendo no processo (HAWKINS, 1993; WADE & WOODALL, 1993; ZHANG, 1985). MASON *et. al.* (1995), sugerem o método de decomposição da estatística  $T^2$  que consiste em encontrar grupos independentes, onde cada grupo refletirá a contribuição individual da variável, neste caso a ordem de cada variável deve ser considerada. Desta forma, considerando-se que  $p$ -variáveis estão envolvidas no processo, tem-se  $2^{p-1} \cdot p$  combinações que devem ser analisadas. Em um processo com um grande número de variáveis este procedimento torna-se lento na identificação da variável responsável pela instabilidade. Segundo Mac GREGOR & KOURTY (1996), todos estes procedimentos podem não ser

práticos quando um grande número de variáveis estão envolvidas, ou quando não há uma estrutura hierárquica.

A utilização dos gráficos *X-barra* com limites de Bonferroni, isto é, utilizar  $\alpha/2n$  no lugar de  $\alpha/2$  no cálculo dos limites de controle, sugerida por ALT (1985) é um outro modo de identificação das variáveis que produziram o efeito de instabilidade no processo, mas este procedimento só apresenta um bom desempenho se as variáveis forem independentes. Segundo o autor este procedimento só deve ser aplicado após uma avaliação do processo por meio do gráfico  $T^2$ .

Uma vez que o gráfico multivariado tenha detectado um ponto fora de controle, um diagnóstico realizado por meio de gráficos univariados deve ajudar a decidir quais das variáveis tem seus efeitos causando esta instabilidade (Mac GREGOR & KOURTY, 1996). A maioria dos diagnósticos citados na literatura sugere usar conjuntamente  $p$ -gráficos univariados nas componentes principais derivadas dos dados originais (TRACY *et al.*, *apud* GHOSH *et al.*, 1996; LOWRY & MONTGOMERY, 1995; HAWKINS 1991, 1993; YOUNG *et al.*, 1997; TSUI & HAYTER, 1994 e TIMM, 1996). Desta forma, procura-se identificar qual variável ou grupo de variáveis possui a maior contribuição em relação ao sinal detectado, para depois encontrar as causas assinaláveis.

### **2.2.3 Comentários deste item**

Neste item, foram desenvolvidos os gráficos de controle univariados e multivariados que servirão para avaliar o processo quanto a sua estabilidade.

No próximo item, apresenta-se a análise de componentes principais e a forma como estas serão utilizadas para se identificar as variáveis de maior relevância no sistema, sendo esta metodologia uma das contribuições deste trabalho.

## **2.3 Análise de componentes principais**

No item 2.2, expôs-se os gráficos de controle utilizados para avaliar a estabilidade do sistema produtivo. Aqui, a meta é apresentar a análise de componentes principais abordando-se aspectos como a geração, a seleção e a interpretação das componentes investigadas. Ainda pretende-se determinar as variáveis de maior influência na formação de cada componente, que serão utilizadas para estabelecer o ajuste de realimentação do sistema produtivo.

A idéia matemática do método de Análise de Componentes Principais (ACP) é conhecida há muito tempo, apesar do cálculo das matrizes dos autovalores e autovetores não ter sido possível até o advento da evolução dos computadores. O desenvolvimento desta técnica foi conduzida, em parte, pela necessidade de se analisar conjuntos de dados com muitas variáveis correlacionadas.

Inicialmente, o objetivo da ACP foi o de encontrar linhas e planos que melhor se ajustassem a um conjunto de pontos em um espaço *p-dimensional* (PEARSON, 1901). Posteriormente, um trabalho sobre o desempenho de estudantes foi avaliado por meio de uma seqüência de testes escolares, onde as variáveis utilizadas na sua maioria eram correlacionadas. Então, a matriz de correlação e a matriz de covariância foram utilizadas para fazer-se uma análise conjunta. Na época, quando um estudante apresentava boas notas nos testes aplicados, pensava-se que era porque ele possuía algum componente psicológico mais desenvolvido do que os outros, facilitando assim algumas tarefas. Na Psicologia moderna, as variáveis que apresentavam uma maior influência foram chamadas de *fatores mentais*. Na Matemática foram denominadas de *fatores* e, depois, elas receberam o nome de *componentes* para não serem confundidas com o mesmo termo usado na matemática. A componente era determinada pela combinação linear das variáveis que apresentassem a maior variabilidade na matriz de covariância. Mais tarde, a análise que encontrava estas componentes e que maximizava a variância dos dados originais foi denominada por Hotelling de “*Principal Component Analysis*” (HOTELLING, 1933).

Atualmente, um dos principais usos da *ACP* ocorre quando as variáveis são originárias de processos em que diversas características devem ser observadas ao mesmo tempo. Esta técnica vem sendo estudada por autores como MORRISON (1976), SEBER (1984), REINSEL (1993), JACKSON (1980, 1981) e JOHNSON & WICHERN (1992 1998). A idéia central é a redução do conjunto de dados a ser analisado, principalmente quando os dados são constituídos de um grande número de variáveis interrelacionadas. Esta redução é feita transformando-se o conjunto de variáveis originais em um novo conjunto de variáveis que mantém, ao máximo, a variabilidade do conjunto. As novas variáveis, denominadas de Componentes Principais (*CP*), são *independentes e não-correlacionadas* o que favorece a análise, principalmente quando vários fatores estão envolvidos, como é o caso do controle estatístico de processos.

Para a determinação das componentes principais, é necessário calcular a matriz de variância-covariância ( $\Sigma$ ) ou a matriz de correlação ( $R$ ), encontrar os autovalores e os autovetores e, por fim, escrever as combinações lineares que serão as novas variáveis, denominadas de componentes principais. Para o estudo deste item, segue-se o esquema da Figura 01.

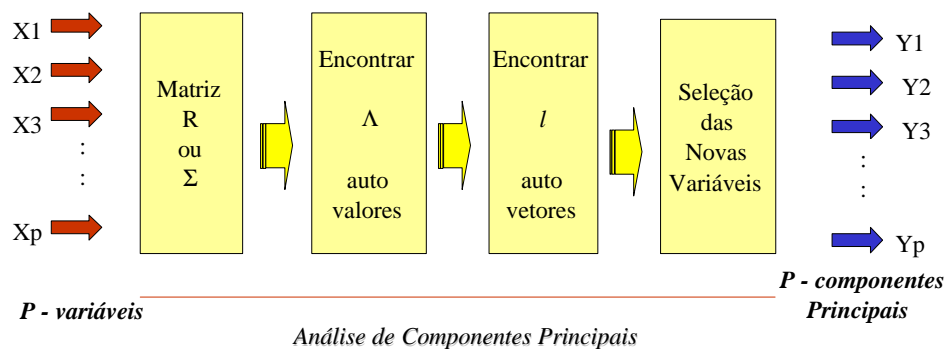


FIGURA 01 - Esquema da aplicação da análise de componentes principais

### 2.3.1 Geração das componentes principais

Suponha que  $X$  é um vetor de  $p$ -variáveis aleatórias e que a estrutura de variância e correlação entre as variáveis seja de interesse para estudo. Se

$p$  for muito pequeno ou se as correlações entre as variáveis forem muito pequenas, a investigação das variáveis individualmente deve ser preferida. Caso isso não ocorra, pode-se utilizar a metodologia de *ACP*, que possibilita investigar poucas *CP*'s, ao invés de todo o conjunto das variáveis originais, mantendo-se a maioria das informações das matrizes de variância e correlação.

Considera-se o vetor aleatório  $\mathbf{X}' = [X_1, X_2, \dots, X_p]$ , do qual calcula-se a matriz de variância-covariância  $\mathbf{S}$  e média  $\mathbf{m}_{xi}$ , quando se considera o caso populacional. Neste estudo, utiliza-se apenas um conjunto amostral; logo, a matriz  $\mathbf{S}$  será estimada através da matriz de variância-covariância amostral  $\mathbf{S}$  e vetor média  $\bar{\mathbf{X}} = [\bar{X}_1, \bar{X}_2, \dots, \bar{X}_p]$ .

A partir da matriz  $\mathbf{S}$  é possível encontrar os valores  $\hat{\Lambda}_1 \geq \hat{\Lambda}_2 \geq \dots \geq \hat{\Lambda}_p \geq 0$  que são as raízes características, todas distintas e apresentadas em ordem decrescente de valores e, como  $\mathbf{S}$  é positiva definida, todos os autovalores são não negativos.

Ao se estudar um conjunto de  $n$  observações de  $p$ -variáveis, é possível encontrar-se novas variáveis denominadas de  $\hat{Y}_k$ ,  $k = 1, \dots, p$  que são combinações lineares das variáveis originais  $X_p$ , não-correlacionadas e apresentam um grau de variabilidade diferente umas das outras, também apresentados em ordem decrescente de valores.

A primeira componente extraída da matriz de dados originais  $\mathbf{X}$  é uma combinação linear representada por:

$$\hat{Y}_1 = \hat{\ell}_{11}X_1 + \dots + \hat{\ell}_{p1}X_p = \hat{\ell}'_1\mathbf{X} \quad (2.15)$$

cuja variância amostral dada por

$$S_{Y_1}^2 = \sum_{i=1}^p \sum_{j=1}^p \hat{\ell}_{i1} \hat{\ell}_{j1} S_{ij} = \hat{\ell}'_1 S \hat{\ell}_1 \quad (2.16)$$

é a maior dentre as possíveis combinações lineares de  $X_1, X_2, \dots, X_p$  sob a restrição de que  $\hat{\ell}'_1 \hat{\ell}_1 = 1$ . Segundo MORRISON (1976) para se determinar os coeficientes introduz-se a restrição de normalização por meio do multiplicador de Lagrange  $\hat{\Lambda}_1$  e diferencia-se em relação a  $\hat{\ell}_1$ , uma vez que o objetivo é maximizar a variância, sujeita à restrição  $\hat{\ell}'_1 \hat{\ell}_1 = 1$ . A primeira derivada da função de Lagrange em relação a  $\hat{\ell}_1$  será:

$$\frac{\partial}{\partial \hat{\ell}_1} [S_{Y_1}^2 + \hat{\Lambda}_1 (1 - \hat{\ell}'_1 \hat{\ell}_1)] = \frac{\partial}{\partial \hat{\ell}_1} [\hat{\ell}_1 S \hat{\ell}_1 + \hat{\Lambda}_1 (1 - \hat{\ell}'_1 \hat{\ell}_1)] = 2(S_{Y_1}^2 - \hat{\Lambda}_1 I) \hat{\ell}_1 \quad (2.17)$$

onde os coeficientes encontrados devem satisfazer as  $p$ -equações lineares simultaneamente.

$$(S - \hat{\Lambda}_1 I) \hat{\ell}_1 = 0 \quad (2.18)$$

Ao solucionar esta equação, o valor de  $\hat{\Lambda}_1$  deve ser escolhido de modo que

$$|S - \hat{\Lambda}_1 I| = 0 \quad (2.19)$$

onde  $\hat{\Lambda}_1$  é a maior raiz característica ou autovalor da matriz  $S$  e  $\hat{\ell}_1$  é o seu autovetor associado. Para determinar quais das  $p$ -raízes devem ser utilizadas, pré-multiplica-se a equação (2.18) por  $\hat{\ell}'_1$ . Desde que  $\hat{\ell}'_1 \hat{\ell}_1 = 1$ , obtém-se:

$$\hat{\Lambda}_1 = \hat{\ell}'_1 S \hat{\ell}_1 = S_{Y_1}^2 \quad (2.20)$$

Os autovetores associados com o maior autovalor  $\hat{\Lambda}_1$  da matriz amostral  $\mathbf{S}$  são únicos, pois eles são escalonados de modo que  $\hat{\ell}'_1 \hat{\ell}_1 = 1$ ; a raiz característica  $\hat{\Lambda}_1$  é interpretada como a variância amostral de  $\hat{Y}_1$  (MORRISON, 1976). A segunda componente principal, de maneira análoga, é:

$$\hat{Y}_2 = \hat{\ell}_{12} X_1 + \dots + \hat{\ell}_{p2} X_p = \hat{\ell}'_2 X \quad (2.21)$$

Os coeficientes são escolhidos sujeitos às seguintes restrições:

$$\begin{aligned} \hat{\ell}'_2 \hat{\ell}_2 &= 1 \\ \hat{\ell}'_1 \hat{\ell}_2 &= 0 \end{aligned} \quad (2.22)$$

de modo que a variância de  $\hat{Y}_2$  seja máxima. A primeira restrição é feita para que o sistema tenha solução única, e a segunda requer que  $\hat{\ell}_1$  e  $\hat{\ell}_2$  sejam ortogonais. A consequência imediata da ortogonalidade é que as componentes principais são independentes. Os coeficientes da segunda componente são encontrados introduzindo-se as restrições apresentadas em (2.22) através dos multiplicadores de Lagrange  $\hat{\Lambda}_2$  e  $\mathbf{m}$  diferenciando em relação a  $\hat{\ell}_2$ .

$$\frac{\partial}{\partial \hat{\ell}_2} [\hat{\ell}'_2 S \hat{\ell}_2 + \hat{\Lambda}_2 (1 - \hat{\ell}'_2 \hat{\ell}_2) + \mathbf{m}' \hat{\ell}'_1 \hat{\ell}_2] = 2(S - \hat{\ell}_2 I) \hat{\ell}_2 + \mathbf{m} \hat{\ell}_1 \quad (2.23)$$

Se o lado direito da equação for igualado a zero e pré-multiplicado por  $\hat{\ell}'_1$ , obtém-se das condições de normalização e ortogonalidade que

$$2\hat{\ell}'_1 S \hat{\ell}_2 + \mathbf{m} = 0 \quad (2.24)$$

Da mesma forma, a pré-multiplicação da equação (2.18) por  $\hat{\ell}'_2$  implica que

$$\hat{\ell}'_1 S \hat{\ell}_2 = 0 \quad (2.25)$$

e então  $\mathbf{m} = 0$ . O segundo vetor deve satisfazer

$$(S - \hat{\Lambda}_2 I) \hat{\ell}_2 = 0 \quad (2.26)$$

e resulta que os coeficientes da segunda componente são então os elementos do vetor característico correspondendo à segunda maior raiz característica. As restantes componentes principais são encontradas através dos outros vetores característicos.

Segundo a definição apresentada por MORRISON (1976), a *j*-ésima componente principal de uma amostra de *p*-variáveis é uma combinação linear, tal que:

$$\hat{Y}_j = \hat{\ell}_{1j} X_1 + \dots + \hat{\ell}_{pj} X_p \quad (2.27)$$

Seus coeficientes são os elementos do vetor característico da amostra da matriz de variância-covariância **S**, correspondendo à *j*-ésima maior raiz característica  $\hat{\Lambda}_j$ . Se  $\hat{\Lambda}_i \neq \hat{\Lambda}_j$ , os coeficientes da *i*-ésima e *j*-ésima componentes são necessariamente ortogonais; se  $\hat{\Lambda}_i = \hat{\Lambda}_j$ , os elementos podem ser escolhidos para serem ortogonais, mesmo existindo uma infinidade destes vetores. A variância amostral da *j*-ésima componente é  $\hat{\Lambda}_j$ , e a variância total do sistema é



$$\hat{\Lambda}_1 + \dots + \hat{\Lambda}_p = \text{tr } S \quad (2.28)$$

O grau de explicação fornecido pela  $j$ -ésima componente é fornecida por

$$\frac{\hat{\Lambda}_j}{\text{tr } S} \quad (2.29)$$

Na interpretação da componente principal, o sinal algébrico e a magnitude de  $\hat{\ell}_{ij}$  indicam a direção e a importância da contribuição da  $i$ -ésima resposta para a  $j$ -ésima componente, e a variância generalizada  $S_{yy}$  representa a dispersão total dos dados, sendo encontrada somando-se as variâncias das variáveis, conforme mostra a relação (2.30).

$$S_1^2 + S_2^2 + \dots + S_p^2 = \hat{\Lambda}_1 + \hat{\Lambda}_2 + \dots + \hat{\Lambda}_p = \text{tr } S_{yy} \quad (2.30)$$

Até o momento derivou-se as  $CP$ 's utilizando-se a matriz de variância  $\mathbf{S}$ , mas a utilização desta matriz para a geração das componentes principais leva em consideração as unidades amostrais das variáveis envolvidas no processo e a magnitude destas variáveis. Procurando-se eliminar a influência que uma variável possa causar sobre a outra na formação da componente, utilizar-se-á as componentes principais derivadas de variáveis padronizadas. A padronização é feita por meio da relação  $Z_p = \frac{X_p - \mu_p}{\sqrt{\sigma_{pp}}}$ , onde a representação matricial será igual a  $\mathbf{Z} = (\mathbf{V}^{1/2})^{-1}(\mathbf{X} - \hat{\mathbf{i}})$ , onde  $E(\mathbf{Z}) = \mathbf{0}$  e a covariância será  $\text{Cov}(\mathbf{Z}) = (\mathbf{V}^{1/2})^{-1} \hat{\mathbf{O}} (\mathbf{V}^{1/2})^{-1} = \mathbf{R}$ . Desta forma, utilizando os dados padronizados garante-se que todas as variáveis tenham o mesmo grau de

importância, portanto trabalha-se com o conjunto de dados padronizados. Neste caso, faz-se necessário estimar a matriz  $\mathbf{R}$  para se calcular os autovalores e autovetores que darão origem às componentes principais, cujo procedimento para a estimação dos autovalores e autovetores será o mesmo mostrado anteriormente, apenas substituindo  $\mathbf{S}$  por  $\mathbf{R}$ . Neste caso, os autovetores passarão a ser denominados de  $\hat{e}_p$ , pois esta nova representação indica que o conjunto amostral dos dados foi padronizado. Logo, os pares de autovalores e autovetores estimados da amostra analisada serão representados por  $(\hat{\Lambda}_1, \hat{e}_1), (\hat{\Lambda}_2, \hat{e}_2), \dots, (\hat{\Lambda}_p, \hat{e}_p)$ ; onde  $\hat{\Lambda}_1 \geq \hat{\Lambda}_2 \geq \dots \geq \hat{\Lambda}_p \geq 0$ ; e fornecerão as novas combinações lineares (JOHNSON & WICHERN, 1992), expressas por:  $\hat{Y}_1 = \hat{e}'_1 Z, \hat{Y}_2 = \hat{e}'_2 Z, \dots, \hat{Y}_p = \hat{e}'_p Z$ .

Ao utilizar-se a matriz  $\mathbf{R}$  ao invés da matriz  $\mathbf{S}$  para a extração das componentes principais, a soma da diagonal principal da matriz  $\mathbf{R}$ , corresponderá ao número total de variáveis que representa a variabilidade total do sistema padronizado conforme mostra a relação (2.31) a seguir:

$$tr R = p \tag{2.31}$$

Como se pode verificar, o traço da matriz  $\mathbf{R}$  será igual ao número de variáveis que estão envolvidas na formação das componentes principais, e a proporção da explicação fornecido pela  $j$ -ésima componente será dada por:

$$\frac{\hat{\Lambda}_j}{tr R} \tag{2.32}$$

pois, ao se utilizar a matriz  $\mathbf{R}$ , teremos na sua diagonal principal somente elementos unitários, facilitando a determinação da proporção de variância explicada de cada componente.

As combinações lineares obtidas através das *CP*'s, segundo JACKSON (1980), possuem a característica de que nenhuma combinação linear das variáveis originais irá explicar mais que a primeira componente e, sempre que se trabalhar com a matriz de correlação, as variáveis não sofrerão influência das magnitude de suas unidades medidas.

### **2.3.2 Seleção e interpretação das componentes principais**

Em controle de qualidade, a *ACP* é utilizada para reduzir o número de variáveis analisadas (JACKSON & MORRIS, 1957), pois a monitoração do processo feita com as primeiras componentes mantém um bom grau de explicação das variáveis originais.

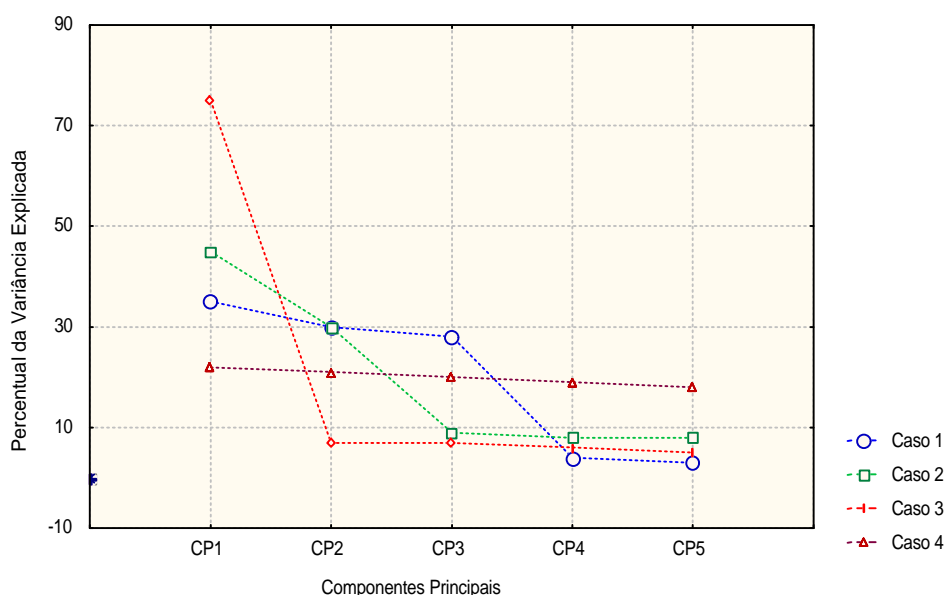
A redução da dimensionalidade, inicialmente, foi o principal uso da *ACP*. Posteriormente, tornou-se útil na identificação de variáveis fora de controle em conjunto de dados multivariados, sendo mais eficiente do que o gráfico  $T^2$  para detectar pequenas mudanças do alvo (WOODALL & NCUMBE, 1985). Em processos produtivos que ocorrem em estágios, a *ACP* é capaz de identificar a componente que pertence a cada estágio, possibilitando assim uma investigação mais profunda no processo e a etapa na qual a falta de controle ocorreu (NOMIKOS & Mac GREGOR, 1995).

A definição do número de componentes a serem utilizadas é feita por meio de dois critérios. O primeiro, denominado de método gráfico, representa graficamente a porcentagem de variação explicada pela componente nas ordenadas e, os autovalores em ordem decrescente nas abscissas. Este critério, que considera as componentes anteriores ao ponto de inflexão da curva, foi sugerido por CATTEL (1966) e exemplificado por PLA (1986), que considera quatro situações distintas, conforme mostra Tabela 01.

**TABELA 01 - Variação explicada pela componente**

Situações	Percentual da variação total explicada pela componente					Total
	CP <sub>1</sub>	CP <sub>2</sub>	CP <sub>3</sub>	CP <sub>4</sub>	CP <sub>5</sub>	
Caso 1	35	30	28	4	3	100
Caso 2	45	30	9	8	8	100
Caso 3	75	7	7	6	5	100
Caso 4	22	21	20	19	18	100

Na Figura 02 a seguir, visualiza-se melhor a seleção dos componentes principais através do método gráfico.



**FIGURA 02 - Proporção da variação explicada pela componente. Exemplo retirado de Analysis multivariado: método de componente principais; PLA (1986)**

No caso 1, as três primeiras componentes explicam 93% da variância total, havendo uma quebra brusca depois da quarta componente, sendo consideradas as três primeiras. No caso 2, as duas primeiras componentes explicam 75% da variabilidade total e a quebra brusca, neste caso, ocorre na terceira componente, considerando-se as duas primeiras. Este mesmo procedimento ocorre para os demais casos, podendo-se observar, também, que as outras componentes apresentam uma baixa explicação.

O segundo critério de seleção consiste em incluir somente aquelas componentes cujos valores próprios sejam superiores a 1. Este critério é sugerido por KAISER (1960) *apud* MARDIA (1979). Ele tende a incluir poucas componentes quando o número de variáveis originais é inferior a vinte e, em geral, utilizam-se aquelas componentes que conseguem sintetizar uma variância acumulada em torno de 70%.

### **2.3.3 Identificação das variáveis mais relevantes no sistema**

Além do uso na redução da dimensionalidade citada em (2.3.2), a técnica de *ACP* pode ser utilizada como apoio à busca das causas que atuam no sistema responsáveis pela falta de controle no processo, servindo-se do estudo dos coeficientes de correlação entre as componentes e as variáveis originais.

Quando se fala em avaliar a estabilidade de um processo, as dificuldades que porventura existam devem-se à complexidade do processo e não aos métodos multivariados. A *ACP* é um recurso adicional de apoio para verificar a estabilidade do sistema (TELHADA, 1995). O problema existente em um conjunto multivariado é que, às vezes, uma observação pode não ser extrema para uma determinada variável, mas pode ser considerada uma observação extrema por não ser semelhante à estrutura de correlação fornecida pelo restante dos dados.

Uma forma muito utilizada para se verificar a falta de controle consiste na análise da elipsóide formada pelas últimas componentes, pois, quando houver algum ponto sobre o traço da elipse ou fora dela, este será um sinal claro de que o processo estará trabalhando inadequadamente. Porém, a desvantagem desta análise é que a cronologia dos dados é perdida, pois não é possível identificar o período de tempo no qual o descontrole ocorreu.

A determinação da variável que possui maior influência na combinação linear será encontrada através da correlação mostrada a seguir.

$$r_{\hat{Y}_i, X_k} = \frac{\hat{e}_{ki} \sqrt{\hat{\Lambda}_i}}{\sqrt{s_{kk}}} ; \quad i, k = 1, 2, \dots, p \quad (2.33)$$

$$r_{\hat{Y}_i, Z_k} = \hat{e}_{ki} \sqrt{\hat{\Lambda}_i} ; \quad i, k = 1, 2, \dots, p \quad (2.34)$$

que indicam, através de seus valores absolutos, as variáveis que exercem maior influência sobre a componente principal. O sinal da correlação indica o modo desta influência (JOHNSON & WICHERN, 1992), sendo assim identificada aquela que deve ser monitorada para manter o sistema estável.

A equação (2.33) deve ser utilizada quando os autovetores são derivados da matriz de variância **S**, e a equação (2.34) quando os autovetores são derivados da matriz de correlação **R**.

Quando duas ou mais componentes apresentam-se fora dos limites de controle, deve-se estabelecer uma ordem hierárquica entre as componentes principais para auxiliar na solução de conflitos quanto à variável de maior influência sobre a perda de controle. Pois, neste caso, pode-se ficar em dúvida quanto a dar mais atenção a uma componente em detrimento da outra; então, deve-se levar em consideração o maior autovalor que originou a componente, optando-se por esta.

#### 2.3.4 Comentários deste item

As técnicas de estatística multivariada têm se tornado cada vez mais aplicáveis em várias áreas de estudo devido à necessidade de se fazer uma análise conjunta dos dados. A análise de componentes principais desempenha um excelente papel, não só na redução da dimensionalidade do conjunto de dados originais, mas também na detecção das variáveis que possuem maior influência no sistema.

Após a identificação da componente a ser analisada será realizado um estudo de correlação entre as variáveis originais e a componente, possibilitando encontrar a variável que possui maior influência naquela componente. Desta forma, é possível concentrar esforços para monitorar e realimentar o sistema, tomando-se esta variável como referência.

No item 2.4, mostra-se como as variáveis selecionadas pela análise de componentes principais devem ser modeladas, de modo que o comportamento conjunto das mesmas seja captado, possibilitando assim os ajustes de realimentação nestas variáveis.

## **2.4 Modelos autoregressivos**

No item anterior, apresentou-se a análise de componentes principais, que possibilita a avaliação do sistema produtivo quanto ao seu estado de controle, e também a seleção das variáveis que deverão ser modeladas. Neste item, descreve-se a metodologia de modelagem das variáveis, que proporcionará o conhecimento do seu comportamento no sistema produtivo, estabelecendo-se, a partir do modelo encontrado, as previsões dessas variáveis. Esses valores serão úteis na composição do controlador proposto e na tomada de uma ação de controle no processo.

A modelagem conjunta das variáveis utilizando o Vetor Autoregressivo (*VAR*) possibilita que as interações entre elas sejam capturadas, fornecendo uma medida confiável para que o ajuste de realimentação seja realizado. Para isso, este item encontra-se assim estruturado: em 2.4.1, introduz-se os modelos autoregressivos multivariados e sua formulação geral; em 2.4.2, descrevem-se a estimação dos parâmetros da regressão aparentemente não correlacionadas e em 2.4.3 o método em que as séries serão previstas.

Pesquisadores e trabalhadores do campo industrial freqüentemente obtêm dados que apresentam diversas respostas para um determinado processo, sendo que este conjunto de variáveis deve ser controlado. Quando

a estrutura da resposta é multivariada, surge um problema na estimação dos parâmetros não existente no caso univariado, pois o vetor de parâmetros a ser estimado deve levar em consideração as inter-relações entre as variáveis (KHURI & CONLON, 1981). A metodologia do Vetor Autoregressivo (*VAR*) possibilita uma estimação conjunta dos parâmetros, onde as inter-relações são consideradas e o comportamento dinâmico dos dados é capturado, fornecendo um conhecimento da estrutura de relação entre as variáveis de entrada e de saída do sistema.

O *VAR* possibilita a análise não somente do comportamento individual de cada série, mas também das possíveis relações existentes entre as séries e as relações dinâmicas que ocorrem entre elas em um determinado período de tempo. Dessa maneira, torna-se possível aumentar a acurácia das estimativas do modelo, utilizando-se as informações adicionais fornecidas pelas inter-relações. Os modelos, tanto univariados como multivariados, são bastante discutidos por autores como BOX & JENKINS (1970), LÜTKEPOHL (1991), MADDALA (1992), CHAREMZA & DEADMAN (1997) e REINSEL (1993), HAMILTON (1994), que mostram o caso multivariado como uma generalização do univariado.

Quando se trabalha com um sistema multivariado, faz-se necessário classificar as variáveis em dois tipos: endógenas e exógenas, e impor algumas restrições para que não se tenha um excesso de parâmetros a serem estimados, obtendo-se, assim, modelos parcimoniosos. Uma grande crítica à forma como os modelos multivariados eram tratados foi feita por SIMS (1980), o qual argumentou que os modelos, na maioria das vezes, sofriam restrições arbitrárias e que defasagens de variáveis endógenas eram excluídas, sem mesmo conhecer sua importância na estrutura dinâmica da equação. Diante de tais arbitrariedades, ele propôs o modelo *VAR* irrestrito, onde todas as variáveis seriam consideradas endógenas. Ele mostra, ainda, que a primeira vantagem de não especificar restrições na estrutura do



modelo é que este pode ser reduzido através do uso de testes de hipóteses estatísticos, estabelecendo-se, dessa maneira, um critério de seleção.

#### 2.4.1 Modelos autoregressivos multivariados

Um vetor autoregressivo é simplesmente um sistema de equações lineares dinâmicas em que cada variável é escrita como função de um erro serialmente não-correlacionado e todas as variáveis que pertencem ao sistema possuem o mesmo número de defasagens, representadas por  $p$ . Essas defasagens determinam a ordem do modelo, que genericamente é representado por  $VAR(p)$ , tal como pode ser visto em (2.35).

$$\mathbf{Z}_t = \mathbf{n} + \mathbf{j}_1 \mathbf{Z}_{t-1} + \dots + \mathbf{j}_p \mathbf{Z}_{t-p} + \mathbf{e}_t \quad (2.35)$$

Na equação (2.35), tem-se que  $\mathbf{Z}_t$  é um vetor aleatório,  $\mathbf{j}_i$  é a matriz dos coeficientes,  $\mathbf{n}$  é o vetor dos interceptos, o qual permite que a média do processo seja diferente de zero e  $\mathbf{e}_t$  é o vetor ruído branco também chamado vetor das inovações do processo, isto é:  $E(\mathbf{e}_t) = 0$  e  $E(\mathbf{e}_t \mathbf{e}_s') = \mathbf{S}$ , onde  $\mathbf{S}$  é a matriz de variância-covariância não-singular  $E(\mathbf{e}_t \mathbf{e}_s') = 0$  para  $s \neq t$ .

No modelo autoregressivo de primeira ordem,  $VAR(1)$ , descrito a seguir:

$$\mathbf{Z}_t = \mathbf{n} + \mathbf{j}_1 \mathbf{Z}_{t-1} + \mathbf{e}_t, \quad (2.36)$$

tomando-se o fator tempo,  $t = 1, 2, \dots, t$ , pode-se escrever as seguintes equações:

$$\mathbf{Z}_1 = \mathbf{n} + \mathbf{j}_1 \mathbf{Z}_0 + \mathbf{e}_1 \quad (2.37)$$

$$\mathbf{Z}_2 = \mathbf{n} + \mathbf{j}_1 \mathbf{Z}_1 + \mathbf{e}_2, \quad (2.38)$$

substituindo-se (2.37) em (2.38), tem-se a equação:

$$\begin{aligned} \mathbf{Z}_2 &= \mathbf{n} + \mathbf{j}_1 (\mathbf{n} + \mathbf{j}_1 \mathbf{Z}_0 + \mathbf{e}_1) + \mathbf{e}_2 \\ &= (\mathbf{I}_k + \mathbf{j}_1) \mathbf{n} + \mathbf{j}_1^2 \mathbf{Z}_0 + \mathbf{j}_1 \mathbf{e}_1 + \mathbf{e}_2 \end{aligned} \quad (2.39)$$

⋮

$$\mathbf{Z}_t = (\mathbf{I}_k + \phi_1 + \dots + \phi_1^{t-1}) \mathbf{v} + \phi_1^t \mathbf{Z}_0 + \sum_{i=0}^{t-1} \phi_1^i \boldsymbol{\varepsilon}_{t-i}. \quad (2.40)$$

Observando-se as equações (2.39) e (2.40), vê-se que o processo autoregressivo é determinado por um valor inicial seguido dos choques aleatórios anteriores. Os vetores  $\mathbf{Z}_1, \dots, \mathbf{Z}_t$  são determinados unicamente por  $\mathbf{Z}_0$ , que é o valor inicial mais a soma dos  $\mathbf{e}$ 's.

Assim, vê-se que o modelo multivariado (2.40) poderá ser representado por uma soma infinita de erros defasados mais o valor de  $\mathbf{j}_1^t \mathbf{Z}_0$ , que tenderá a zero quando  $t$  tender ao infinito. Dessa forma, o vetor autoregressivo infinito poderá ser melhor denominado de vetor médias móveis finito. O modelo  $VAR(1)$ , que apresenta os seus autovalores  $\mathbf{j}_1$  menores do que 1, terá os seus parâmetros estáveis, o que é uma condição satisfatória para o modelo fornecer boas previsões (COCHRANE, 1997).

O sistema multivariado deve apresentar um processo ruído branco de forma que os erros sejam independentes e identicamente distribuídos, ou seja,  $\mathbf{e}_t \gg iid N(0, \mathbf{S})$ . Esta condição garante a ausência de qualquer correlação serial nos erros, quer dizer, os resíduos sejam homoscedásticos, apresentando uma variância constante.

Considerando-se o exemplo de um sistema composto por duas variáveis ( $x$  e  $y$ ) com uma defasagem, torna-se assim mais compreensível o processo  $VAR(1)$ , descrito a seguir:

$$\begin{bmatrix} x_t \\ y_t \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_1 & b_1 \\ c_1 & d_1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_{t-1} \\ y_{t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \mathbf{e}_{1t} \\ \mathbf{e}_{2t} \end{bmatrix}. \quad (2.41)$$

Essa forma matricial pode ser reescrita da seguinte forma:

$$\begin{aligned} x_t &= a_1 x_{t-1} + b_1 y_{t-1} + \varepsilon_{1t} \\ y_t &= c_1 x_{t-1} + d_1 y_{t-1} + \varepsilon_{2t} . \end{aligned} \quad (2.42)$$

Observa-se que ambas as variáveis defasadas  $x$  e  $y$  aparecem simultaneamente em cada equação, logo o vetor  $AR(1)$  capta o efeito dinâmico nas inter-relações das variáveis. O vetor autoregressivo de primeira ordem representado pela equação (2.35) também pode ser visualizado em termos de notação vetorial, como mostra a equação (2.43).

$$\mathbf{Z}_t = \mathbf{j} \mathbf{Z}_{t-1} + \mathbf{a}_t . \quad (2.43)$$

Observando-se o modelo multivariado (2.42), nota-se que os erros das equações estão correlacionados durante o mesmo período de tempo, pois as mesmas variáveis pertencem às duas equações. Isto pode levar a conclusões errôneas no momento de se tomar uma decisão. Para que isto seja evitado, a melhor maneira de se neutralizar estas correlações seria tornar os erros ortogonais, tornando as equações independentes. A ortogonalização possibilita a correta interpretação das previsões fornecidas pelo modelo  $VAR$ , pois a correlação existente entre os resíduos e o efeito das outras variáveis serão neutralizadas. Dessa forma, cada equação pode ser utilizada separadamente sem que exista o efeito da correlação.

Segundo CHARENZA & DEADMAN (1997), pode-se observar que os termos dos erros são contemporaneamente correlacionados, isto é,  $E(\mathbf{e}_{1t}) = E(\mathbf{e}_{2t}) = 0$ ;  $E(\mathbf{e}_{1t}^2) = \mathbf{s}_{11}$ ;  $E(\mathbf{e}_{2t}^2) = \mathbf{s}_{22}$ ;  $E(\mathbf{e}_{1t} \mathbf{e}_{2t}) = \mathbf{s}_{12}$ . Afim de obter-se os erros descorrelacionados, uma ponderação deve ser feita por meio da multiplicação da primeira linha do sistema (2.42) pelo fator  $\mathbf{d} = \frac{\mathbf{s}_{12}}{\mathbf{s}_{11}}$ , que logo após é subtraído do resultado da segunda linha do sistema, obtendo-se:

$$\begin{bmatrix} x_t \\ y_t - dx_t \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_1 & b_1 \\ c_1^* & d_1^* \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_{t-1} \\ y_{t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_{1t} \\ e_{2t}^* \end{bmatrix}, \quad (2.44)$$

onde:  $c_i^* = (c_i - da_i)$ ;  $d_i^* = (d_i - db_i)$ ;  $e_{2t}^* = (e_{2t} - de_{2t})$  com  $i = 1$  para este exemplo específico; mas o mesmo pode ser expandido para  $i = 1, 2, \dots$ .

Em (2.44), os valores  $e_{1t}$  e  $e_{2t}^*$  são não-correlacionados, pois  $E(e_{1t}e_{2t}^*) = (e_{1t}(e_{2t} - de_{2t})) = E((e_{1t}e_{2t}) - (s_{12}/s_{11})E(e_{1t}^2)) = s_{12} - s_{12} = 0$ .

Este exemplo deixa claro que as inter-relações entre os erros é neutralizada pela ponderação das variáveis através das variâncias e covariâncias dos erros.

Segundo ENDERS (1995), se algumas das equações possuírem regressores não incluídos nos outros, variáveis diferentes do lado direito de cada equação ou até mesmo se as variáveis possuírem defasagens diferentes, deve-se utilizar o estimador SUR, se desejarmos obter uma boa eficiência nas estimativas dos coeficientes VAR, obtendo-se um modelo denominado de Quasi VAR, que vem do termo original em inglês “near VAR”. A forma como estes parâmetros são estimados será mostrada no sub-item 2.4.2.

Quando se estima um modelo, além de se conhecer o comportamento da série, também pode-se fazer a sua previsão. Utilizando a ortogonalização das inovações, é possível tratar cada equação estimada como se ela fosse independente. Dessa forma, a tomada de decisão baseada nestas equações não sofrerá problemas de correlação entre os erros, não levando a falsas conclusões.

#### **2.4.2 Estimação dos parâmetros de regressão aparentemente não correlacionadas**

Como pode ser observado, na estimação das equações multivariadas, o sistema apresenta uma estrutura fixa, com as mesmas variáveis

explanatórias em todas as equações e com o mesmo número de defasagens. Esta estrutura fixa do VAR irrestrito, onde cada variável não defasada é regredida em todas as variáveis defasadas, pode dificultar a identificação de problemas no sistema, pois todas as variáveis participam em todas as equações. Por esse motivo, a metodologia proposta por SIMS recebeu muitas críticas, por não ser possível na prática de se evitar a imposição de certas restrições ao sistema VAR. Estas restrições, na maioria das vezes, estão relacionadas ao número de variáveis que devem ser incluídas no modelo e ao número de defasagens que deve ser aceito em cada uma (KEATING, 1990).

Sobre as condições de simultaneidade descritas anteriormente, ZELLNER (1962) demonstra que o método de regressões aparentemente não correlacionadas - (*SUR*)<sup>6</sup> possibilita fazer uma estimação assintoticamente mais eficiente do que se fosse estimar equação por equação. Uma suposição que permite utilizar um processo de estimação conjunta – que é melhor do que a estimação de mínimos quadrados separada, é a ligação das equações através dos erros. Essa suposição afirma que os termos estocásticos nas equações, no mesmo instante, são correlacionados. O fato de acrescentar-se a suposição de correlação contemporânea produz o efeito de introduzir informação adicional não incluída quando se faz separadamente a estimação de mínimos quadrados HILL *et al.*, (1999). A utilização do *SUR* lança mão da informação da correlação entre os termos estocásticos, por isso ela é mais precisa do que o processo de mínimos quadrados e esse fato é corroborado pelos desvios padrões menores das estimativas. Dessa forma, é possível operacionalizar o exemplo citado em 2.4.1.

O método de estimação *SUR* possibilita que cada equação tenha a sua própria forma funcional, levando em consideração apenas a correlação

---

<sup>6</sup> “Seemingly Unrelated Regression” (*SUR*) é a denominação em inglês para o método de estimação de equações regressões aparentemente não correlacionadas proposto por ZELLNER (1962).

existente entre os erros das equações. Descreve-se aqui o método *SUR* de estimação como originalmente feito por ZELLNER (1962), levando-se em consideração o sistema multivariado representado em (2.45).

$$\mathbf{Y}_{\mathbf{u}(\text{Tx1})} = \mathbf{X}_{\mathbf{u}(\text{Tx1u})} \hat{\mathbf{a}}_{\mathbf{u}(\text{lux1})} + \mathbf{U}_{\mathbf{u}} \quad (2.45)$$

onde  $Y_u$  representa o vetor das observações dependentes;  $X_u$  representa o vetor das observações independentes,  $\beta_u$  é o vetor dos coeficientes e  $U_u$  é o vetor dos termos dos erros aleatórios, cada um com média zero. O sistema (2.45) pode ser reescrito da seguinte forma:

$$\begin{bmatrix} Y_1 \\ Y_2 \\ \vdots \\ Y_M \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} X_1 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & X_2 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & X_M \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{b}_1 \\ \mathbf{b}_2 \\ \vdots \\ \mathbf{b}_M \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} u_1 \\ u_2 \\ \vdots \\ u_M \end{bmatrix} \quad (2.46)$$

Este sistema matricial pode ser representado, na forma vetorial conforme (2.47),

$$\mathbf{Y} = \mathbf{X}\hat{\mathbf{a}} + \mathbf{u}, \quad (2.47)$$

onde  $Y \equiv [Y'_1 \ Y'_2 \ \cdots \ Y'_M]'$ ;  $\mathbf{b} \equiv [\mathbf{b}'_1 \ \mathbf{b}'_2 \ \cdots \ \mathbf{b}'_M]'$ ;  $u \equiv [u'_1 \ u'_2 \ \cdots \ u'_M]'$  e  $X$  representa a matriz bloco-diagonal de (2.46). O vetor de distúrbio ( $MT \times 1$ ) em (2.46) e (2.47) possui a seguinte matriz de covariância:

$$\begin{aligned} \Sigma = V(u) &= \begin{bmatrix} \mathbf{s}_{11}I & \mathbf{s}_{12}I & \cdots & \mathbf{s}_{1M}I \\ \mathbf{s}_{21}I & \mathbf{s}_{22}I & \cdots & \mathbf{s}_{2M}I \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ \mathbf{s}_{M1}I & \mathbf{s}_{M2}I & \cdots & \mathbf{s}_{MM}I \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{s}_{11} & \mathbf{s}_{12} & \cdots & \mathbf{s}_{1M} \\ \mathbf{s}_{21} & \mathbf{s}_{22} & \cdots & \mathbf{s}_{2M} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ \mathbf{s}_{M1} & \mathbf{s}_{M2} & \cdots & \mathbf{s}_{MM} \end{bmatrix} \otimes I \\ &= \Sigma_c \otimes I \end{aligned} \quad (2.48)$$

Onde  $I$  é a matriz identidade de ordem  $(M \times M)$  e  $s_{uu'} = E(u_{ut}u_{u't})$  para  $t= 1, 2, \dots, T$  e  $u, u'=1,2, \dots, M$ . No modelo (2.47), supõe-se que as variâncias são constantes de um período para outro, havendo a ausência de autocorrelação residual. Os valores de  $s_{uu'}$  para  $u = u'$  representam as variâncias, sendo que para  $u \neq u'$  representam as covariâncias do distúrbio das variáveis dependentes para qualquer período.

Nas equações (2.46) e (2.47), é aplicado o Método dos Mínimos Quadrados Generalizados (MMQG), pois dessa forma é feita a estimação simultânea dos parâmetros das equações. Para que isso seja possível, ambos os lados da equação (2.46) são multiplicados por uma matriz  $H$  de tal forma que  $E(Hu u'H) = H\Sigma H' = I$ . Em termos das variáveis transformadas, ou seja, as variáveis originais pré-multiplicadas por  $H$ , o sistema satisfaz as suposições do Modelo de Mínimos Quadrados Ordinários. Esta aplicação irá conduzir a um estimador não viesado, dado por (2.49).

$$b^* = (X'H'HX)^{-1} X'H'HY = (X'\Sigma^{-1}X)^{-1} X'\Sigma^{-1}Y \quad (2.49)$$

na construção deste estimador, necessita-se da inversa de  $\Sigma$ , a qual é dada por

$$\Sigma^{-1} = V^{-1}(u) = \begin{bmatrix} \mathbf{s}^{11}I & \dots & \mathbf{s}^{1M}I \\ \vdots & & \vdots \\ \mathbf{s}^{M1}I & \dots & \mathbf{s}^{MM}I \end{bmatrix} = \Sigma_c^{-1} \otimes I. \quad (2.50)$$

Então, o estimador do vetor dos coeficientes, dado em (2.48) será

$$b^* = \begin{bmatrix} b_1^* \\ b_2^* \\ \vdots \\ b_M^* \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{s}^{11}X_1'X_1 & \mathbf{s}^{12}X_1'X_2 & \dots & \mathbf{s}^{1M}X_1'X_M \\ \mathbf{s}^{21}X_2'X_1 & \mathbf{s}^{22}X_2'X_2 & \dots & \mathbf{s}^{2M}X_2'X_M \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ \mathbf{s}^{M1}X_M'X_1 & \mathbf{s}^{M2}X_M'X_2 & \dots & \mathbf{s}^{MM}X_M'X_M \end{bmatrix}^{-1} \times \begin{bmatrix} \sum_{u=1}^M \mathbf{s}^{1u}X_1'Y_u \\ \vdots \\ \sum_{u=1}^M \mathbf{s}^{Mu}X_M'Y_u \end{bmatrix} \quad (2.51)$$

e a matriz de variância-covariância do estimador  $b^*$  é dada por  $(X'\Sigma^{-1}X)^{-1}$  ou por:

$$V(b^*) = \begin{bmatrix} \mathbf{s}^{11} X_1' X_1 & \mathbf{s}^{12} X_1' X_2 & \cdots & \mathbf{s}^{1M} X_1' X_M \\ \mathbf{s}^{21} X_2' X_1 & \mathbf{s}^{22} X_2' X_2 & \cdots & \mathbf{s}^{2M} X_2' X_M \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ \mathbf{s}^{M1} X_M' X_1 & \mathbf{s}^{M2} X_M' X_2 & \cdots & \mathbf{s}^{MM} X_M' X_M \end{bmatrix} \quad (2.52)$$

O estimador em (2.50) possui todas as propriedades de um estimador ótimo, isto é, ele é o melhor estimador linear não-viesado, supondo-se que os dados sejam normais; ele também pode ser considerado um estimador de máxima verossimilhança. Nota-se que a equação (2.49) é idêntica a um estimador de mínimos quadrados, aplicado equação por equação, quando os distúrbios possuem uma matriz de variância-covariância diagonal, isto é, se  $\mathbf{s}_{uu'} = \mathbf{s}_{u'u} = 0$  para  $u' \neq u$ . Entretanto, quando  $X_u$  é distinto e os distúrbios em diferentes equações são correlacionados, o estimador em (2.50) fará diferença na estimação de equação por equação por meio dos mínimos quadrados ordinários.

A aplicação do *SUR* pode também ser estimada pelo *MMQO* em Três Estágios conforme demonstrado por ZELNER & THEIL (1962), pois, dessa forma, é possível a estimação dos parâmetros das equações simultâneas, possibilitando diferentes restrições na estrutura das equações e ganhando-se na eficiência das estimativas.

No método de mínimos quadrados em dois estágios, é estimada a matriz dos momentos na forma reduzida dos distúrbios e também são estimados os coeficientes de uma equação estrutural simples. O método de três estágios vai além, usa a matriz dos momentos dos distúrbios para estimar todos os coeficientes de todo o sistema simultaneamente. Dessa forma, o método possui todas as informações, de modo que, se a estrutura de covariância dos distúrbios não for zero, a estimação dos coeficientes de



qualquer equação ganha em eficiência tão logo outras equações sejam identificadas. Além disso, o método leva em consideração as restrições que são impostas nas diferentes estruturas das equações.

### 2.4.3 Previsão com os modelos autoregressivos multivariados

Uma aplicação direta dos modelos autoregressivos diz respeito à previsão de séries temporais multivariadas. Quando se utilizam as previsões um passo-à-frente, os valores utilizados até o período  $t$  são reutilizados para realizar previsões para o período  $t+1$ .

Seja  $Z_{t+1/t}^*$  a previsão de  $Z_{t+1}$  baseado em  $X_t$  tem-se que avaliar a utilidade desta previsão, baseando-se em uma função perda. Os resultados mais convenientes e amplamente utilizados são aqueles que assumem uma função perda quadrática, indicando que o valor escolhido da previsão  $Z_{t+1/t}^*$  é o mínimo conforme mostra (2.53), que é conhecida como Erro Quadrático Médio (*EQM*) associado com a previsão  $Z_{t+1/t}^*$ .

$$EQM(Z_{t+1/t}^*) = E(Z_{t+1} - Z_{t+1/t}^*)^2. \quad (2.53)$$

A previsão com o menor *EQM* será o valor esperado de  $Z_{t+1}$  condicionado a  $X_t$  que apresentará os melhores valores previstos.

Considerando-se um conjunto de dados que segue um modelo *VAR(1)* e que são conhecidos todos os valores passados das variáveis, será possível conhecer seus valores futuros, procurando-se sempre o menor valor para o *EQM*, garantindo assim os melhores valores previstos para as variáveis.

Considera-se o processo *VAR(1)* representado na equação (2.43), sabendo-se que o mesmo pode ser generalizado por meio de sucessivas substituições e apresentado como em (2.40). Assim, tem-se:

$$Z_{t+h} = j_1^h Z_t + \sum_{i=0}^{h-1} j_1^i e_{t+h-i} \quad (2.54)$$

onde  $h$  representa o horizonte de previsão desejado.

A partir do preditor  $Z_t(h) = B_0 Z_t + B_1 Z_{t-1} + \dots$ , onde  $B_i$  pode ser visto como a matriz dos coeficientes, o erro de previsão será dado por:

$$Z_{t+h} - Z_t(h) = \sum_{i=0}^{h-1} \mathbf{j}_1^i \mathbf{e}_{t+h-i} + (\mathbf{j}_1^h - B_0) Z_t - \sum_{i=1}^{\infty} B_i Z_{t-i}. \quad (2.55)$$

Sabendo-se que  $\mathbf{e}_{t+j}$  para  $j > 0$  é não-correlacionado de  $Z_{t-1}$ , para  $i \geq 0$ , tem-se:

$$EQM(Z_t(h)) = E \left( \sum_{i=0}^{h-1} \mathbf{j}_1^i \mathbf{e}_{t+h-i} \left( \sum_{i=0}^{h-1} \mathbf{j}_1^i \mathbf{e}_{t+h-i} \right)' \right) \\ E \left[ (\mathbf{j}_1^h - B_0) Z_t - \sum_{i=1}^{\infty} B_i Z_{t-i} \right] \left[ (\mathbf{j}_1^h - B_0) Z_t - \sum_{i=1}^{\infty} B_i Z_{t-i} \right]'$$

A matriz com menor  $EQM$  é construída quando  $B_0 = \mathbf{j}_1^h$  e  $B_i = 0$  para  $i > 0$ . Então, o preditor ótimo será obtido por

$$Z_t(h) = \mathbf{j}_1^h Z_t = \mathbf{j}_1 Z_t(h-1) \quad (2.56)$$

Quando se modela uma variável ou um conjunto de variáveis, se está interessado em conhecer o impacto que esta variável causa em uma outra. Num sistema com apenas uma variável, isto é bem mais simples de ser determinado. Na realidade, o que se quer investigar são as relações entre as variáveis em um sistema com uma dimensão maior do que 1, observando a existência de uma relação de causa e efeito no modelo. Este tipo de causalidade que procura descobrir o efeito que uma variável, por meio de um

choque ou de uma inovação causa na outra ou no conjunto de todas as variáveis é freqüentemente chamado de análise dos multiplicadores.

Para que seja possível avaliar o efeito que uma variável pode causar na outra deve-se tornar a média do sistema igual a zero, onde é considerado  $\mathbf{n} = 0$  na equação (3.36), obtendo-se a equação (2.43). Supondo-se um sistema composto de três variáveis  $Z_1$ ,  $Z_2$  e  $Z_3$ , para isolar o efeito que cada uma pode causar a outra, e supondo que  $Z_1$  aumente de uma unidade no instante de tempo de  $t = 0$ ; isto é,  $e_{1,0} = 1$ . É possível observar o que acontece no sistema durante o período de tempo  $t = 1, 2, \dots$  se nenhum choque ou inovação ocorrer no sistema, o que significa dizer que  $e_{2,0} = e_{3,0} = 0$ ,  $e_1 = 0$ ,  $e_2 = 0$  desde que não se está interessado na média do sistema, mas nas inovações das variáveis em torno das médias. Tem-se as três variáveis com média igual a zero e representadas da seguinte forma:

$$\begin{bmatrix} Z_{1,t} \\ Z_{2,t} \\ Z_{3,t} \end{bmatrix} = \mathbf{j} \begin{bmatrix} Z_{1,t-1} \\ Z_{2,t-2} \\ Z_{3,t-3} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \mathbf{e}_{1,t} \\ \mathbf{e}_{2,t} \\ \mathbf{e}_{3,t} \end{bmatrix}.$$

Seguindo a inovação que ocorreu na primeira variável no instante  $t = 0$  tem-se o seguinte:

$$Z_0 = \begin{bmatrix} Z_{1,0} \\ Z_{2,0} \\ Z_{3,0} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{e}_{1,0} \\ \mathbf{e}_{2,0} \\ \mathbf{e}_{3,0} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}$$

$$Z_1 = \begin{bmatrix} Z_{1,1} \\ Z_{2,1} \\ Z_{3,1} \end{bmatrix} = \mathbf{j}_1 Z_0$$

$$Z_2 = \begin{bmatrix} Z_{1,2} \\ Z_{2,2} \\ Z_{3,2} \end{bmatrix} = \mathbf{j}_1 Z_1 = \mathbf{j}_1^2 Z_0.$$

Continuando o procedimento para  $Z_i = (Z_{1,i}; Z_{2,i}; Z_{3,i})'$ , tem-se na primeira coluna o vetor dos parâmetros  $j_1^i$ , que representam o impacto causado no sistema. Uma linha de argumento mostra que o choque em  $Z_{2t}$ , no instante de  $t=0$  após os  $i$ 's períodos, resulta na segunda coluna de  $j_1^i$  e, assim, sucessivamente. Por esse motivo, eles são chamados de respostas de impulsos ou multiplicadores dinâmicos. Em outras palavras,  $j$  representa a reação da  $n$ -ésima variável do sistema quando ela recebe um choque ou uma inovação num período anterior.

Sempre que houver uma inovação ortogonal, a reação que uma variável receberá também será do tipo ortogonal e cada equação poderá ser tratada independentemente uma da outra.

#### **2.4.4 Comentários deste item**

Neste item, discutiu-se como um sistema multivariado pode ser modelado com a utilização da metodologia do vetor autoregressivo. Para a estimação dos parâmetros do vetor autoregressivo, será utilizada a técnica *SUR*, pois, dessa maneira, é possível que cada equação apresente a sua própria forma funcional, possibilitando também que cada equação estimada possa ser utilizada independentemente para análise.

A estimação conjunta das variáveis não só servirá para apresentar o valor futuro que cada uma terá, como também será útil na determinação do valor da constante que define o ganho do sistema. A utilização desta constante será explanada no capítulo seguinte, juntamente com a elaboração do controlador de realimentação proposto, sendo este o alvo da presente pesquisa. Através dele pretende-se, sempre que o sistema estiver fora de controle, fazer compensações para obter-se um processo o mais próximo possível do alvo previamente estabelecido.

## 2.5 Comentários gerais do capítulo

Neste capítulo desenvolveram-se as técnicas de gráficos de controle, que serão as ferramentas utilizadas para classificar o processo quanto a sua estabilidade, mostrando quando um ajuste de realimentação deve ser conduzido ou não. Primeiramente, aplica-se o gráfico de *Hotelling* a todas as variáveis do processo como forma de avaliação global da estabilidade. Posteriormente, decompõem-se os dados originais em combinações lineares, as quais serão avaliadas em relação a sua estabilidade através dos gráficos *X-barra* e *EWMA*. Assim, pretende-se identificar as componentes que estão fora de controle, identificando-se também o conjunto de variáveis que geram os seus efeitos no sistema, causando a instabilidade.

A análise de componentes principais servirá como um identificador das variáveis fora de controle, e os modelos autoregressivos serão úteis na estimação dos distúrbios que as variáveis em estudo irão apresentar. Com o emprego destas técnicas é possível realizar-se o monitoramento e/ou a realimentação do processo produtivo conforme será mostrado no capítulo 3.

No capítulo seguinte, desenvolve-se a forma como a realimentação deve ser implementada a um sistema multivariado, onde se verifica o modo como cada item discutido no capítulo 2 é empregado.

---

## 3 AJUSTE DE REALIMENTAÇÃO MULTIVARIADO

---

No capítulo 2, fez-se a revisão da literatura, abordando-se os assuntos de gráficos de controle, componentes principais e vetores autoregressivos. Essas técnicas serão empregadas para o desenvolvimento do controlador proposto neste capítulo.

A metodologia que será utilizada para fazer os ajustes nas variáveis que estejam distantes do alvo desejado será denominada de realimentação do sistema, baseando-se no erro de previsão do distúrbio. Esse tipo de controle onde o erro de previsão é utilizado para ajustar o sistema através da manipulação das variáveis de entrada é denominado de controle de realimentação.

Após a introdução feita no item 3.1, passa-se ao item 3.2, onde se descreve como o monitoramento e ajuste do processo serão realizados nas variáveis que foram selecionadas para este propósito. No item 3.3, mostra-se como este ajuste pode ser realizado, facilitando assim a sua compreensão e operacionalização.

### 3.1 Introdução

Sistemas de controle de realimentação são amplamente usados em quase todos os aspectos da vida moderna. Segundo FRANKLIN *et al.* (1994), um sistema de realimentação é o processo de medição da variável de entrada, a qual é usada para influenciar o valor da variável de saída, onde as medições de saída servem para informar como se deve manipular as variáveis de entrada, surgindo assim o nome de realimentação.

Em algumas indústrias, as especificações do produto são impostas a cada lote que seja fabricado, pois há necessidade de atender-se às

especificações exigidas pelo consumidor, sendo necessário que o sistema seja calibrado para cada lote. Controladores automáticos podem realizar facilmente a função de ajustar sistemas com múltiplas entradas e múltiplas saídas. Esses problemas originaram uma coleção de processos estatísticos ou de engenharia, os quais foram denominados de controle “*run-to-run*”, ou seja, o controle é efetuado a cada novo lote que seja produzido ou a cada nova etapa do processo que deve ser trabalhada (DEL CASTILLO, 1996). Entretanto, um problema comum encontrado nestes controladores é que necessitam ser ajustados ou sintonizados sempre que houver alguma alteração nas condições de operações, especificações ou quando variáveis externas forem modificadas em função de curvas ajustadas ao sistema. Essas equações de ajustes são estimadas sem que se leve em consideração as relações entre as variáveis, pois, na maioria das vezes, elas são ajustadas ao conjunto de variáveis de forma independente.

Nos últimos anos, as similaridades e as diferenças entre controle estatístico do processo e controle de realimentação têm sido exploradas por vários autores, que atribuem a ambos os méritos de se atingir uma boa qualidade, assumindo que processos dinâmicos e distúrbios podem ser descritos por diferenças de equações lineares com coeficientes constantes conhecidos (Mac GREGOR, 1987; BOX & KRAMER, 1992).

A estatística *EWMA* desempenha um papel importante em *CEP* e *CEnP*, pois ela pode ser utilizada tanto como gráfico de controle como para prever o nível do processo, sendo capaz de imitar o comportamento de diversos processos industriais. Esta estatística também é útil na estimação local do distúrbio que está ocorrendo no instante  $t$  (BOX & LUCEÑO, 1997). Se o processo em estudo não possui uma dinâmica, significa que o efeito do ajuste nos parâmetros do processo não se realizará completamente no próximo instante ou no próximo lote de fabricação, tornando o ajuste de realimentação lento.

As medições contínuas no processo possibilitam o fornecimento de um valor ideal para  $\lambda$ , que minimiza a soma do quadrado dos erros das variáveis, fazendo com que cada variável possa ser representada por esta constante.

A metodologia que reúne tanto o controle estatístico como o controle de engenharia de processo é denominada de Algoritmo de Controle Estatístico do Processo (*ACEP*) e serve para aumentar a qualidade dos produtos e processos (FLATIN *et al.* 1990). No *ACEP*, o controle de realimentação tem a função efetiva de regular o processo, enquanto o controle estatístico do processo encontra e elimina as causas da variabilidade, servindo como estratégia para o aumento da qualidade. O *ACEP* foi implementado nos anos 90 com a utilização da estatística *EWMA* para prever o nível do processo. Quando este preditor sair fora dos limites de previsão estabelecidos, uma ação de controle é tomada, fazendo com que o processo retorne ao alvo desejado.

Nesta pesquisa, para se atingir o estado de controle do sistema produtivo, se utilizará tanto técnicas de controle estatístico do processo quanto técnicas de controle de engenharia do processo. A primeira visa avaliar a estabilidade do processo, e a segunda será utilizada para fazer estimações sobre o mesmo. Quanto à etapa de estimação, ela será feita independentemente do controlador, pois, com o uso das técnicas de controle estatístico, pretende-se fazer a estimação somente nas variáveis consideradas como geradoras de instabilidade. Para a ponderação dos distúrbios, será utilizada a constante de ponderação  $\lambda$ , que minimiza a soma do quadrado dos erros encontrados utilizando a estatística *EWMA* (BOX *et al.* 1994).

Para que se atinja um controle de realimentação, geralmente deve-se selecionar as variáveis que farão parte do controle, modelá-las, estabelecer o controlador que será utilizado e, por fim, implementá-lo. As variáveis a serem modeladas são aquelas selecionadas através da etapa de monitoração do sistema produtivo. Dessa forma, será possível identificar quais variáveis são



as responsáveis por uma futura falta de controle no processo. Esta monitoração será feita conforme mostrado no item 2.2.2.

A modelagem das variáveis será feita através da metodologia *VAR*, explicado no item 2.4, pois, conhecendo-se as relações entre as variáveis e os seus valores futuros, será possível determinar o distúrbio de cada variável, uma vez que o controlador é dependente do comportamento que elas apresentam.

O modelo do controlador é baseado no comportamento dos dados e tem o objetivo de, sempre que necessário, fazer uma compensação no sistema para que o processo seja o mais estável possível. Alguns controladores possuem um custo muito elevado para a sua aplicação, necessitando de equipamentos especiais e técnicas sofisticadas, mas também existem controladores simples que alcançam o mesmo objetivo, que são capazes de manter o processo estável.

Nesta pesquisa se utilizará um controlador proporcional ao erro, sendo que um problema comum encontrado com este tipo de controlador é que ele necessita ser ajustado ou sintonizado a cada vez que as condições operacionais, especificações ou algumas trocas externas ocorrerem. Os controladores atuam para regular o processo, agindo diretamente nas variáveis que irão influenciar nas características finais do produto, como temperatura, pressão do fluxo de corrente e tempo que deve permanecer em cada estágio do processo.

Como as variáveis que influenciam o processo devem ser reguladas através de estimativas, defende-se a idéia de que um bom controlador deve ter o processo de estimação separado do processo de controle (ASTROM & WITTENMARK, 1989), uma vez que, na maioria dos controladores, existe um algoritmo de estimação que fornece os parâmetros estimados para serem utilizados no controlador. O controlador utiliza estas estimativas feitas do processo, efetivando os ajustes necessários. Se a estimação for feita independentemente da ação de controle, é possível fazê-la fora da linha de

produção e, sempre que se tiver um conhecimento prévio das variáveis, pode-se decidir quais restrições devem ser impostas nas variáveis de controle.

Muitos controladores são efetivados manualmente. É o que ocorre quando o próprio operador responsável pelo controle do sistema faz os ajustes necessários, regulando uma válvula ou apenas girando um botão. Os controladores manuais apresentam a vantagem de poderem ser manipulados somente quando haja necessidade, mas são desvantajosos por necessitarem da intervenção de um operador, ao contrário dos controladores automáticos. Estes possuem a facilidade de trabalharem com sistemas de múltiplas entradas e múltiplas saídas, entretanto um problema comum encontrado com esses controladores é que eles necessitam ser ajustados ou sintonizados sempre que houver alterações nas condições de operações, ajustando todas as variáveis envolvidas no processo (DEL CASTILLO, 1996).

### **3.2 Monitoramento e ajuste do processo**

Como explicado no capítulo de revisão da literatura, especialmente no item 2.2, dentre os objetivos do controle da qualidade está o de produzir itens que não estejam fora das especificações e que atendam tanto ao consumidor interno quanto ao consumidor final. Para que essa qualidade seja atingida, ela pode ser efetivada pela utilização do Controle Estatístico do Processo (*CEP*) ou do Controle de Engenharia do Processo (*CEnP*). A adoção conjunta destas duas metodologias para atingir a estabilidade de um sistema produtivo tem sido estudada por autores como VANDER WIEL (1996), BOX & LUCEÑO (1997), MONTGOMERY & MASTRANGELO (1991).

O controle estatístico tenta identificar e remover as causas especiais que fazem com que o processo esteja fora de controle. O processo de identificação e remoção de tais causas fundamenta-se em testes de hipóteses estatísticas que mostram se as ocorrências atuais são devidas ao

acaso, identificando-se assim pontos discrepantes. O controle de engenharia amplamente discutido por BOX (1992), BOX *et. al.* (1978), BOX *et. al.* (1994) baseia-se em métodos de estimação das variáveis envolvidas no processo, pois o conhecimento do comportamento futuro das variáveis permite realizar os ajustes necessários no sistema, mantendo a sua estabilidade.

Um outro aspecto que diferencia o controle de engenharia do controle estatístico é que o primeiro é apropriado quando o estado normal do processo for de instabilidade e nenhuma ação de controle foi aplicada. Esta instabilidade pode ocorrer devido às matérias-primas tais como óleo, carvão, madeira e argila que são utilizadas no processo ou por causa de variáveis que não são passíveis de controle, como a temperatura ambiente, estado emocional dos operadores e outras razões desta natureza. Muitas vezes estas causas são identificadas, mas não são passíveis de remoção, devendo-se tomar uma ação que compense o sistema. Através desta ação, espera-se que a qualidade final do produto não seja alterada, pois, quando um distúrbio é previsto no sistema, é possível aplicar-se um procedimento corretivo (SACHS *et. al.* 1995).

Como discutido anteriormente, muitos fatores que atuam no sistema são de difícil controle e de difícil remoção. Quando estes fatores não são economicamente viáveis de serem retirados do processo, recomenda-se utilizar o ajuste das variáveis por meio de compensações feitas no sistema, mantendo-se, dessa maneira, um valor próximo do alvo determinado. A alteração das variáveis do sistema produtivo pode acontecer pela não homogeneidade do combustível, pela matéria-prima ser de baixa qualidade, por desgastes nos equipamentos ao longo do tempo ou mesmo por falta de comunicação entre os operadores que controlam o processo. Outros fatores que podem influenciar as variáveis são a temperatura ambiente e a umidade local.

Os processos de ajuste que utilizam o distúrbio produzido para correção do sistema são denominados de controle de realimentação, pois os desvios

do alvo encontrados no processo são utilizados para realimentarem o sistema, reduzindo-se, dessa forma, a produção de itens defeituosos. A maioria dos trabalhos envolvendo controle de processos nas indústrias são feitos utilizando controladores proporcionais ou integrais ao erro  $e$ , segundo SHINSKEY (1994), RAMIREZ (1994) e DEL CASTILLO (1996), isto continuará sendo verdade no futuro devido a sua simplicidade e robustez. Neste trabalho utiliza-se um controlador proporcional ao erro, conforme é mostrado a seguir.

A realimentação do sistema proporciona que as medidas corretivas sejam quantificadas para posteriormente serem efetivadas. Essas medidas podem ser realizadas obedecendo à expressão (3.1), que é denominada de controlador *PI* (proporcional – integral), pois a ação de controle pode ser atingida se aplicada uma ação utilizando a parcela proporcional, ou a parcela integral.

$$gX_t = k_0 + k_p e_t + k_i \sum_{i=1}^t e_i, \quad (3.1)$$

onde  $X_t$  representa a variável que sofrerá o ajuste, o qual terá um efeito de  $g$  unidades no sistema, denominado de ganho do sistema, podendo ser determinado por meio das propriedades físicas da variável ou de ajustes de curvas. As constantes  $k_p$  e  $k_i$  correspondem à proporção com que cada termo do controlador contribuirá para a ponderação da combinação linear (BOX, 1991; BOX & LUCEÑO, 1997).

Um sistema produtivo pode apresentar duas situações, a primeira denominada de desvio e a segunda de recuperação. O desvio do alvo é inteiramente determinado pela variação que a variável de interesse teve naquele instante. Este desvio é independente do controlador e poderá continuar indefinidamente na ausência de uma ação de controle. A recuperação começa tão logo uma ação de controle seja aplicada nas

variáveis de controle, as quais são manipuladas para terem o efeito do desvio cancelado no próximo instante, revelando assim o efeito dinâmico de cada variável e a resposta que o controlador fornece ao sistema.

Os desvios do alvo de uma variável são representados por  $d_t = X_t - A$ , onde  $X_t$  representa a variável que está sendo analisada e  $A$  é o valor alvo para esta variável. Na Figura 03, apresenta-se o esquema de como este ajuste será realizado.

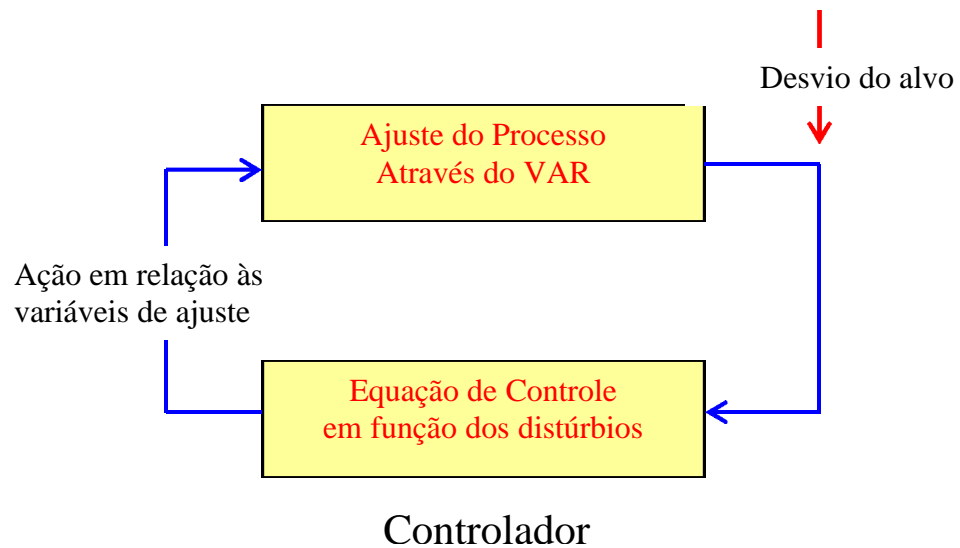


FIGURA 03 - Esquema de controle de realimentação do sistema adaptado de BOX *et. al.* (1978)

No esquema de controle de realimentação nos períodos anteriores ao tempo  $t$ , que é o tempo em que a ação ocorrerá, tem-se os erros dos distúrbios previstos, representados por  $\dots e_t, e_{t-1}, e_{t-2} \dots$ , os quais determinam o nível que a variável de entrada  $X_t$  deve ser manipulada para que os mesmos sejam os menores possíveis. Na realidade, o que deve ser feito, sempre que possível, é cancelar o distúrbio  $d_t$  através do ajuste da variável  $X_t$ , de modo que o processo se mantenha próximo do alvo desejado. Logo, escreve-se (3.2)

$$X_{t+1} - A = d_{t+1} + gX_t. \quad (3.2)$$

Esta relação mostra que, no instante  $t$ , o desvio do alvo  $X_{t+1} - A$  depende do distúrbio  $d_{t+1}$  e do nível de ajuste  $gX_t$  que a variável  $X$  sofreu no instante  $t$ .

Observando-se a relação (3.2) no instante  $t$ , ela mostra que se deseja ajustar a variável  $X_t$  de modo que o lado direito da relação torne-se zero, então não haverá desvios do alvo no instante  $t+1$  e  $Z_{t+1} - A$  será igual a zero. Infelizmente, isso não pode ser efetivado, pois no instante  $t$  não se conhece o valor de  $d_{t+1}$ . Entretanto, no instante  $t$  pode ser feita a previsão do distúrbio,  $\hat{d}_{t+1}$  e pode-se escrever que  $e_{t+1} = d_{t+1} - \hat{d}_{t+1}$  é o erro de previsão do distúrbio. Logo, a relação (3.2) pode ser escrita como em (3.3):

$$Y_{t+1} - A = e_{t+1} + \hat{d}_{t+1} + gX_t. \quad (3.3)$$

Na realidade, o que necessita ser feito é ajustar  $X_t$  de modo que,

$$gX_t = -\hat{d}_{t+1}, \quad (3.4)$$

substituindo-se (3.4) em (3.3), tem-se,

$$Y_{t+1} - A = e_{t+1}. \quad (3.5)$$

Isto mostra que o desvio do alvo visto no processo será o erro de previsão do distúrbio. A relação (3.4) mostra o ajuste feito no instante  $t$ , mas se o ajuste tiver que ser realizado em um instante anterior, tem-se que

$$g(X_t - X_{t-1}) = -(\hat{d}_{t+1} - \hat{d}_t), \quad (3.6)$$

mas sabe-se que  $(\hat{d}_{t+1} - \hat{d}_t)$  não significa o valor do distúrbio e sim o erro que se comete em prever o distúrbio. Esta diferença pode ser modelada segundo a estatística *EWMA*, assumindo a forma mostrada em (3.7).

$$(\hat{d}_{t+1} - \hat{d}_t) = \mathbf{I}(d_t - \hat{d}_t) = \mathbf{I}e_t. \quad (3.7)$$

Fazendo-se a substituição de (3.7) em (3.6), obtém-se a expressão de ajuste do sistema representada pela expressão

$$g(X_t - X_{t-1}) = -\mathbf{I}e_t, \quad (3.8)$$

onde  $e_t$  representa o erro de previsão dos distúrbios. Desenvolvendo-se um pouco mais a expressão (3.8), encontra-se

$$X_t - X_{t-1} = -\frac{\mathbf{I}}{g}(d_t - \hat{d}_t). \quad (3.9)$$

Fazendo-se a comparação da expressão de realimentação em (3.1) e escrevendo-se a expressão (3.8) como  $X_t = X_{t-1} + \frac{\mathbf{I}}{g}e_t$ , pode-se dizer que se estabeleceu um controle proporcional ao erro, no caso discreto. Esta proporcionalidade é a quantidade que mede a diferença entre o valor que a variável deveria apresentar e o valor corrente da mesma.

Segundo MONTGOMEY & MASTRANGELO (1991), quando a temperatura é controlada pelo ajuste do posicionamento de uma válvula, a estatística *EWMA* pode ser aplicada a série de ajustamentos da válvula ou equivalentemente, ao sinal de saída do controlador que direciona o posicionamento da válvula. E se o algoritmo de ajuste está funcionando adequadamente, problemas que afetem a temperatura irão se refletir nos

ajustamentos da válvula. Observa-se que a estatística *EWMA* no período  $t$  é igual a *EWMA* no período  $t-1$  mais uma fração  $I$  do erro previsto um passo-à-frente HUNTER (1986), e deste modo é fácil ver que *EWMA* é apenas o termo proporcional ao erro.

A idéia de se trabalhar com o ajuste proporcional ao último erro, deve-se ao fato que ele é a previsão do distúrbio e este ajuste ocorrerá a cada etapa para cancelar esta previsão, utilizando a constante de ponderação  $\lambda$  aplicada a observação mais recente, ou seja, ao último erro que também evita que uma compensação excessiva no sistema seja aplicada (BOX & LUCEÑO, 1994, 1997 e MONTGOMERY *et. al.* 1994). Como os distúrbios são previstos e a cada etapa eles são cancelados, logo não há a necessidade de se fazer um controle integral, que representaria a soma de todos os resíduos passados, os quais não influenciarão no sistema pois além de já estarem corrigidos, não conheceríamos os reais distúrbios que afetariam o sistema.

Segundo BOX & LUCEÑO (1997), ao invés de considerar o nível de entrada da variável  $X_t$  no tempo  $t$ , pode-se pensar em termos de ajustamentos onde  $x_t = X_t - X_{t-1}$  a ser feito no tempo  $t$ , reescrevendo-se (3.8) como:

$$gx_t = -\lambda e_t, \quad (3.10)$$

onde verifica-se que um ajuste proporcional em relação ao último erro foi realizado.

O ajuste proporcional pode ser verificado, considerando a expressão (3.1) com os índices de tempos  $t$  e  $t-1$ , ao realizar a subtração considerando-se o instante atual e o anterior, obtém-se:

$$g(X_t - X_{t-1}) = (k_p + k_I)e_t - k_p e_{t-1}, \quad (3.11)$$



que pode ser escrito como:

$$gx_t = c_1 e_t + c_2 e_{t-1}, \quad (3.12)$$

onde  $c_1 = k_p + k_I$  e  $c_2 = -k_p$ , consiste em fazer um ajustamento na variável de entrada a qual é uma combinação dos dois últimos erros.

Comparando-se a expressão (3.12) com (3.10) tem-se que  $gx_t = -\lambda e_t$  segue um ajuste proporcional ao erro onde  $c_1 = -\lambda$  e  $c_2 = 0$  (BOX & LUCEÑO, 1997).

Como os dados amostrais são coletados e medidos em tempos equiespaçados, e os ajustes também serão feitos em tempos equiespaçados em relação ao distúrbio de cada variável, considera-se então um sistema de ajuste discreto em relação ao distúrbio de cada variável. Dessa forma, a equação (3.9) fornece o nível de ajuste que deve ser feito na variável de compensação. A constante  $g$  representa o ganho do sistema, medindo as alterações ocorridas na característica de qualidade do sistema a cada unidade alterada na variável ( $X_t$ ), que é representada pelo maior coeficiente da equação de regressão. Ela é estimada através do modelo VAR, conforme explicado em 2.4, captando o efeito conjunto das variáveis. A constante de ponderação  $I$  será aquela que fornecer o menor erro de previsão da série dos erros dos distúrbios ajustados fornecidos pela estatística EWMA.

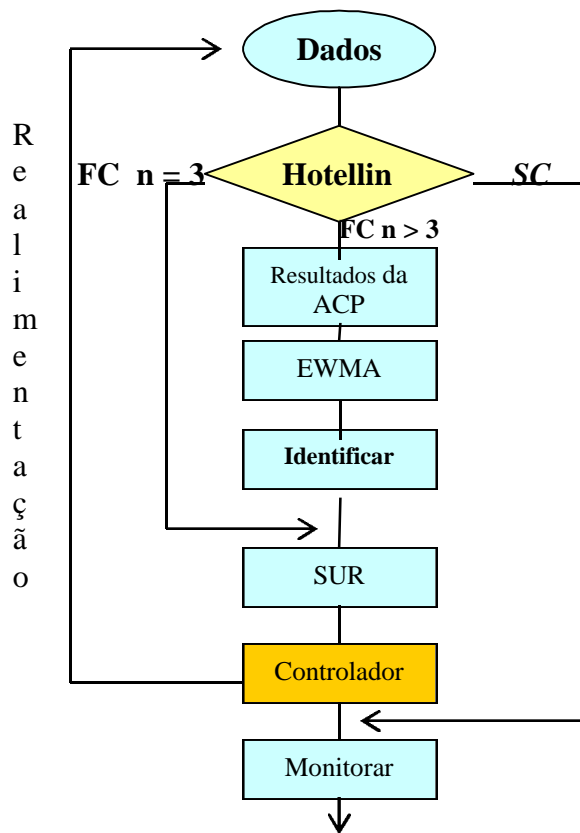
A variável de controle em um processo autoregressivo será a própria série em estudo no instante anterior, DEL CASTILLO (1996), pois, quando se trabalha com o sistema de produção em lotes, as observações formam uma série, possibilitando que os valores das variáveis a serem ajustadas possam ser previstos, servindo estes valores para ajustarem o lote atual. No sistema autoregressivo as medidas de cada variável devem ser ajustadas com base no esquema de realimentação proposto, fazendo com que o ajuste seja efetivado dentro de um período de tempo.

### 3.3 Etapas para a operacionalização da metodologia proposta

Inicialmente para operacionalizar a metodologia, após a aquisição dos dados multivariados, utiliza-se a estatística  $T^2$  de Hotelling, para verificar a estabilidade do processo. Se o mesmo estiver fora de controle, o passo seguinte será determinar as componentes principais do conjunto de dados originais, que serão utilizadas para se encontrar a variável ou o conjunto de variáveis responsáveis pela falta de controle, pois as componentes possuem a característica de serem independentes umas das outras e cada componente poderá ser investigada separadamente. Se o processo for considerado estável, apenas a monitoração será realizada, através do gráfico  $T^2$  de Hotelling.

A componente principal selecionada para investigação será avaliada por meio dos gráficos  $X$ -barra e  $EWMA$ , identificando-se, dessa maneira, as componentes que são mais instáveis. Estas serão investigadas utilizando-se a análise de correlação entre as variáveis originais e as componentes principais, determinando-se, dessa maneira, quais variáveis possuem maior influência na formação da combinação linear e encontrando-se a variável responsável por uma futura falta de controle no processo.

Detalhadamente o procedimento para a implantação da metodologia proposta para o caso multivariado está baseado no fluxograma representado na Figura 04, que mostra as etapas que serão seguidas.



**FIGURA 04 - Fluxograma das etapas que serão seguidas para que seja possível se estabelecer o monitoramento e o ajuste de realimentação nas variáveis selecionadas**

Após a aquisição dos dados, utiliza-se o gráfico multivariado  $T^2$  de Hotelling para avaliar a estabilidade do sistema, classificando-o como estável ou sob controle (*SC*), quando se passa direto à etapa de monitoração, ou como instável ou fora de controle (*FC*) e, neste caso, as etapas seguintes devem ser seguidas.

Se o processo for composto de no máximo três variáveis ( $n \leq 3$ ), passa-se direto à etapa de estimação dos distúrbios, utilizando a metodologia de regressões aparentemente não correlacionadas (*SUR*) e, em seguida, aplica-se o controlador proposto. Mas, se o processo for composto por mais de três variáveis ( $n > 3$ ), deve-se utilizar a técnica de

componentes principais, pois ela permite reduzir conjunto de variáveis e indicar quais devem ser estimadas.

As variáveis adjacentes a variável de maior correlação com a componente, formarão um conjunto de três variáveis que serão modeladas utilizando a metodologia *SUR*, pela qual os distúrbios de cada variável serão determinados e utilizados no controlador proposto. Neste caso específico, utiliza-se um conjunto formado pela variável de maior relevância no sistema e suas adjacentes, pois as variáveis em estudo se apresentam em uma ordem seqüencial, onde a distribuição física das mesmas possui uma grande influência no sistema. Caso em processos produtivos onde não exista uma ordenação das variáveis em estudo, deve-se tomara um conjunto de variáveis que se apresentem mais fortemente correlacionadas com a *CP*, que é o que geralmente ocorre em processos químicos e envase de refrigerantes. Utiliza-se o conjunto formado por um número reduzido de variáveis, onde o uso de mais de quatro variáveis torna a modelagem de difícil execução (CHARENZA & DEADMAN, 1997), geralmente em sistemas produtivos que são realizado em lotes ou onde as especificações do produto sofrem modificações freqüentes não se dispõem de um grande conjunto de dados, o que faz com que se tenha um pequeno número de graus de liberdade no momento de se fazer as estimações dos parâmetros do modelo.

A redução da dimensionalidade do conjunto de dados é feita pela análise das primeiras *CP*'s selecionadas pelos critérios de CATTEL e KAISER e analisadas por meio das cartas de controle *X-barra* e *EWMA*. As componentes selecionadas que forem consideradas em uma situação de instabilidade pelos gráficos de controle, serão investigadas por meio da correlação entre as variáveis originais e a *CP*, possibilitando identificar a variável que possui maior influência na formação daquela componente.

Este procedimento deve ser repetido a cada intervalo de tempo que o equipamento for avaliado, sendo que, surgirá uma regularidade ao longo do

tempo, pois evita-se que um grande distúrbio afete a produção, utilizando-se o ajuste de realimentação.

Assim, a metodologia fornece uma ferramenta auxiliar às técnicas multivariadas de controle de qualidade, pois, além de identificar se o sistema está fora de controle, será possível detectar as variáveis responsáveis por esta ocorrência e ajustá-las, utilizando as técnicas de modelagem *SUR*, *EWMA* e o ajuste, através de um controle proporcional ao distúrbio das variáveis.

A utilização da técnica de controle estatístico de processos por meio de gráficos de controle é necessária, pois será utilizada para a monitoração do processo produtivo, mostrando se ele está ou não sob controle. Caso uma situação de falta de controle seja detectada, passa-se então à investigação das variáveis que fazem com que o processo esteja instável. Identificando-se estas variáveis, utiliza-se o controle de engenharia do processo para que seja possível verificar o comportamento das variáveis envolvidas e para que possam ser feitas as devidas compensações nas variáveis de entrada através da realimentação dos sistemas. Desta maneira, acredita-se que o processo esteja o mais próximo possível do alvo especificado e produzindo o menor número de itens defeituosos.

A estatística *EWMA*, além de ser útil na construção do gráfico de controle, serve como avaliador da estabilidade do processo. Posteriormente, a estatística será utilizada como ponderador do erro dos distúrbios previstos, por meio da determinação da constante de ponderação  $I$  que apresentar a menor soma de quadrados dos erros.

A relação (3.9) considera o caso em que o ajuste do sistema é feito como se as variáveis envolvidas fossem univariadas. Na realidade, o conjunto de variáveis que sofrerão o ajuste de realimentação serão as selecionadas com a utilização da *ACP*, explicado no item 2.3, e posteriormente modeladas segundo a metodologia de estimação *SUR* conforme descrita no item 2.4, a qual possibilita que cada equação estimada

possa ser utilizada independentemente. Desta maneira, a constante  $g$  que representa o ganho do sistema e as previsões estimadas para cada variável podem ser utilizadas individualmente para análise, obtendo-se tantas equações de ajustes quantas forem as variáveis selecionadas, formando-se um vetor de ajustes (SACHS *et al.* 1995).

### **3.4 Realização e interpretação do controlador proposto**

O sucesso de um ajuste requer dois esforços: um processo de identificação e uma aplicação apropriada das regras de ajustes. O processo de identificação das variáveis será feito com a utilização da análise de correlação entre as componentes principais e as variáveis originais. Serão utilizadas para o cálculo da correlação as componentes que apresentarem uma maior instabilidade, classificada por meio dos gráficos de controle. O processo de ajuste foi detalhado no item anterior. Mostra-se aqui apenas como este ajuste deve ser interpretado, facilitando a sua operacionalização.

Em muitos controladores, os ajustes podem ser efetivados manualmente, conforme descrito em 3.1. Neste caso, o operador pode ajustar as variáveis de saída para qualquer valor desejado. Um ajuste manual deve ser entendido como o modo mais conveniente para ajustar a oscilação do sistema, e a maioria dos operadores possui facilidade para realizar esta tarefa, que depende apenas da regulagem de um botão que, no caso em estudo, pode oferecer maior ou menor quantidade de calor ao forno de queima.

Após identificadas as variáveis que serão ajustadas, deve-se, em primeiro lugar, encontrar os valores alvos para cada lote de fabricação. Este valor será representado genericamente pela letra  $A$ . O objetivo será manter o processo o mais próximo possível deste valor  $A$ , que será feito pela manipulação das variáveis de entrada.

O nível de controle a ser introduzido no processo será dado pela expressão (3.9), que mostra a relação entre o nível das variáveis de entrada e o distúrbio produzido na saída do processo. Considerando que a maioria dos processos de controle são feitos por meio da regulagem de um botão no painel de controle, aqui mostra-se como esta metodologia proposta pode ser efetivada.

Na expressão (3.9), se o resultado numérico apresentar sinal positivo (+), indicará que o botão regulador do sistema deverá ser girado no sentido horário, proporcionado assim uma maior liberação de energia no processo. E, se o sinal for negativo (-), significa que uma redução deve ser introduzida no sistema; logo, o botão regulador deverá ser girado no sentido anti-horário.

O valor numérico resultante da expressão (3.9) indicará o número de unidades que o botão de controle deve ser girado, pois ele é dotado de uma escala de medida que facilita a regulagem.

No sistema multivariado, mais de uma variável deverá sofrer o ajuste de realimentação, logo os ajustes serão feitos em todas as variáveis selecionadas para o ajuste, devendo-se salientar que cada variável terá o seu próprio valor de ajuste.

Como o processo que está sendo analisado é verificado e ajustado a cada hora por um profissional da empresa, não se teve a preocupação de avaliar os custos com a realização do ajuste. Dessa forma, procura-se estabelecer uma rotina mais criteriosa de calibração das variáveis com o objetivo de manter as variáveis de saída o mais próximo possível do alvo estipulado.

### **3.5 Aspectos em que a metodologia proposta é superior**

A metodologia aqui proposta apresenta uma forma simples e simultânea de realizar o controle estatístico de processo e o controle de engenharia. Por meio do gráfico de controle de Hotelling, é possível fazer a

avaliação de um conjunto multivariado, verificando a estabilidade do sistema produtivo, considerando as variáveis originais na avaliação global do sistema e, quando o número de variáveis envolvidas no processo é maior do que quatro, utiliza-se o gráfico *EWMA* aplicado às componentes principais, fazendo-se uma análise mais detalhada que permita identificar os períodos e etapas do processo em que houve uma falta de controle no processo. Este aspecto de identificação das fontes geradoras de instabilidade proporciona uma grande ajuda às pessoas envolvidas na tomada de decisão em relação ao processo, evitando-se assim tomar uma medida corretiva global, pois uma ação corretiva tomada no ponto específico torna-se mais eficaz.

A metodologia proposta alcança o seu sucesso pleno, se as variáveis envolvidas no processo forem correlacionadas, quanto mais forte for o coeficiente de correlação, menos componentes principais serão necessárias para representar o processo como um todo, facilitando a identificação do conjunto de variáveis que representam o processo e que devam ser monitoradas e/ou realimentadas.

Em muitos processos industriais, as características podem mudar devido a trocas de matéria-prima, equipamentos mal regulados, variações ambientais ou por distúrbios das unidades de processamentos anteriores. Assim, para manter um bom controle, é necessário que o controlador seja flexível e se adapte a cada novo lote de produção ou mudanças que foram introduzidas no processo (WITTENMARK, 1986).

O controlador proposto satisfaz esta necessidade, pois ele é flexível, necessitando de poucas observações para fazer-se a estimação dos distúrbios ocorridos no processo. Um outro aspecto positivo que a metodologia oferece é que o modelo utilizado para fazer a previsão dos distúrbios é baseado em um modelo autoregressivo, o que facilita o conhecimento do impacto que a variável que está sendo modelada irá apresentar.



A forma como as estimativas dos distúrbios são encontradas, isto é, por uma metodologia que pode ser feita externamente ao controlador, permite que o processo possa ser modelado fora da linha de produção, tornando a etapa de modelagem independente da etapa de ajustes.

A metodologia proposta apresenta um conjunto de técnicas multivariadas que serão úteis para fazer um controle efetivo em um processo produtivo multivariado e pode ser facilmente adaptada quando se tem um conjunto de dados univariados, pois esse seria trabalhado como um caso particular, onde as técnicas de estimação e realimentação seriam univariadas. Com a utilização conjunta do controle estatístico e do controle de engenharia, é possível atingir o que hoje é chamado de *ACEP*, porém aqui considera-se um caso multivariado.

### **3.6 Comentários gerais do capítulo**

Neste capítulo, foi apresentado como um ajuste de realimentação de um sistema multivariado pode ser realizado por meio de compensação do erro de previsão do distúrbio. A idéia básica é sempre que possível cancelar a ocorrência de um distúrbio futuro. Dessa maneira, o ajuste contínuo evitará a produção de itens defeituosos. Mostra-se também que este tipo de ajuste é denominado de ajuste proporcional ao último erro e como o ajuste pode ser realizado.

---

---

## 4 APLICAÇÃO DA METODOLOGIA

---

---

No capítulo 2, foram discutidas as técnicas de controle de qualidade, análise de componentes principais e os modelos multivariados. Estas técnicas multivariadas serão utilizadas tanto na aplicação do controle estatístico do processo como no controle de engenharia, alcançando-se assim um Algoritmo de Controle Estatístico de Processo (ACEP) multivariado. Estas técnicas viabilizarão a identificação das variáveis geradoras de instabilidade em um sistema multivariado, sendo estas variáveis ajustadas utilizando-se o controlador proposto no capítulo 3.

Neste capítulo, faz-se a aplicação da metodologia proposta a um conjunto de dados reais da empresa de revestimentos cerâmicos *CECRISA – Unidade Industrial II*. Primeiro, faz-se a descrição do processo e, segundo, a aplicação da metodologia e do ajuste de realimentação estudados no capítulo 3.

### 4.1 Introdução

A cerâmica é praticamente tão antiga quanto a descoberta do fogo. Predominam ao longo da história e até o final do século XIX métodos artesanais para a obtenção dos mais variados objetos. Atualmente, face à grande diferença tecnológica entre os produtos obtidos empiricamente e os obtidos mediante aplicação da ciência, há a tendência de dividir a cerâmica em dois grandes grupos: a cerâmica tradicional e a de alta tecnologia. Esta pesquisa está inserida no contexto da cerâmica de alta tecnologia, a qual é marcada por uma alta competitividade tanto no mercado interno quanto no mercado externo, através das exportações.

A argila é um dos principais componentes da cerâmica e possui uma variabilidade muito grande nas suas características e composição, dependendo da jazida de onde é extraída. A apresentação de uma variada composição química faz com que, na maioria das vezes, seja necessário a adição de matérias-primas beneficiadas para se obter uma massa uniforme. Estas matérias-primas, tais como caulim, zirconita, cromita e algumas outras sintetizadas de características controladas como, por exemplo, o carbetto de silício e corindron, ajudam a compor uma massa sob as especificações requeridas pela empresa. A combinação das matérias-primas, argila e matérias-primas beneficiadas, após serem testadas laboratorialmente e passarem por diversas etapas de transformação, formam a massa que dará origem às peças cerâmicas.

Neste estudo, se está interessado na cerâmica de revestimento, especialmente no azulejo do formato 15x15 cm, pois o seu processo produtivo tem permitido um grande grau de automação, sendo a maioria das etapas do processo e dos equipamentos controlados automaticamente. O estudo será desenvolvido na etapa de queima do suporte cerâmico - biscoito - que é a massa de argila prensada no formato que dará origem ao azulejo. Nesta etapa será analisada a uniformidade da temperatura dos queimadores de um forno de túnel do sistema bi-queima, mostrado na Figura 05.



FIGURA 05 - Visualização externa do forno de queima número 1

O forno de queima é dotado de controladores que são mostrados na Figura 06, por meio dos quais é regulada a temperatura do forno.

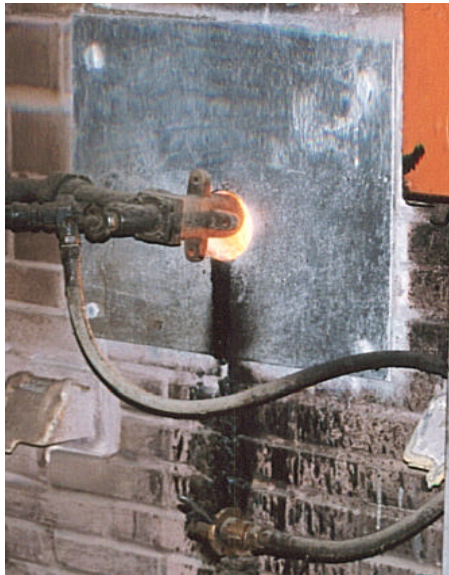


FIGURA 06 - Chaves de controle de temperatura do forno 1

Inicialmente, a peça cerâmica passa pelo processo de secagem em um forno onde a temperatura permanece em torno de  $110^{\circ}\text{C}$ , a qual serve para eliminar a umidade excedente no biscoito. Em seguida, ela é conduzida para

um segundo forno, para a queima do material cerâmico, que possui as funções de eliminação do excesso d'água e aumento de resistência mecânica da peça, por isso ela é considerada uma das mais importantes fases do processo.

O forno possui a forma de túnel onde as peças se deslocam ao longo de seus 85 metros de comprimento em vagonetas sobre trilhos, com capacidade de queimar 56 vagonetas carregadas com 260 m<sup>2</sup> de biscoito 15x15 cm cada uma, conforme mostra a Figura 07.

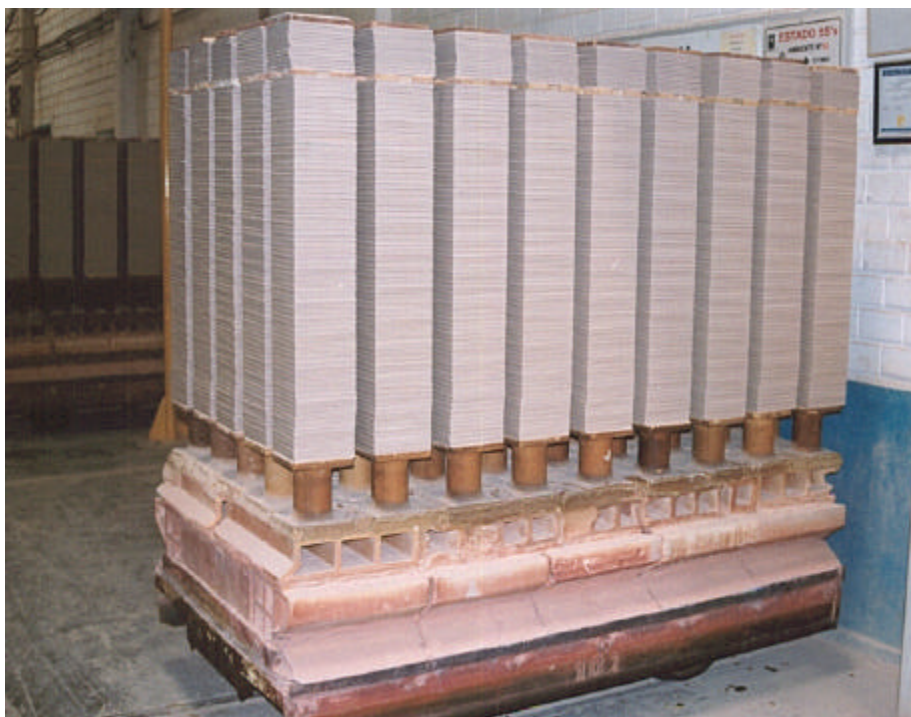


FIGURA 07 - Vagoneta carregada com biscoito 15x15 cm no estoque para entrar na fase de queima

Quando uma vagoneta carregada entra no forno, ela passa pela zona de pré-aquecimento, queima e resfriamento. O processo denominado de queima é feito com queimadores localizados nas laterais do forno. Uma parte inicial e final do forno não possui queimadores, pois nestas partes a temperatura não deve ser tão elevada para evitar o choque térmico das

peças na entrada e na saída do forno. Na parte central do forno estão localizados os queimadores, caracterizando a zona de queima propriamente dita.

Em função de todas as transformações que ocorrem no suporte cerâmico durante a queima, pode-se desenhar uma curva típica que mostra estas transformações e sua influência na qualidade do produto. Entende-se por queima o aquecimento de acordo com um plano preestabelecido denominado de curva de queima, a qual é determinada conforme a quantidade de água que deve ser extraída da peça, do tipo de produto que se quer fabricar, do tipo de forno e, principalmente, da composição da massa que dará origem ao azulejo, pois cada jazida de argila apresenta características diferentes, necessitando de uma curva de queima específica, determinada em testes laboratoriais. Por esses motivos, o Centro de Tecnologia Cerâmica (CTC), órgão que estuda e avalia a produção cerâmica, considera que a etapa de queima é uma delicada fase do processo produtivo em que os equipamentos destinados a esta etapa devem ser os mais confiáveis e flexíveis, para poderem adaptar-se às diferentes curvas de queima.

Cada lote de argila possui um código que possibilita identificar os ajustes que devem ser introduzidos na curva de queima. Aqui descreve-se a curva de queima da massa MTB – 041.

Um ciclo de queima genérico inicia com uma temperatura em torno de 150<sup>o</sup>C e evolui até 690 <sup>o</sup>C. Esta etapa é denominada de pré-aquecimento, e nela ocorrem a eliminação da água que existe em excesso no biscoito, a água existente entre os poros formados na argila e a decomposição de alguns hidróxidos de ferro juntamente com a combustão de substâncias orgânicas. Também ocorre a transformação do quartzo, o mineral que faz com que surjam pequenos pedriscos na peça cerâmica, tornando-a com uma textura lisa após atingir essa temperatura. A fase de queima é caracterizada por uma faixa de temperatura que começa em torno de 790 <sup>o</sup>C, atinge o seu



utilizadas para o ajuste de realimentação. O processo de queima dura aproximadamente 23 horas e, durante este período, não é possível interrompê-lo, sendo recomendado um ajuste nas variáveis com maior instabilidade para a manter o processo o mais próximo do valor objetivo desejado.

#### **4.2 Descrição do problema e das variáveis a serem analisadas**

Neste trabalho, será realizado um estudo de controle de qualidade multivariado, utilizando-se conjuntamente as técnicas de Controle Estatístico do Processo (*CEP*) e as técnicas de Controle de Engenharia do Processo (*CEnP*) conforme descrito nos capítulos anteriores. A primeira será efetivada por meio dos gráficos de controle e a segunda por meio de métodos de previsão que proporcionarão o conhecimento futuro das variáveis.

Quando se está trabalhando, como neste exemplo, com um processo que não pode ser paralisado para que os seus procedimentos operacionais possam ser revistos, uma solução é fazer compensações no conjunto das variáveis mantendo o processo estável, conforme preconizado por BOX & LUCENÕ (1987). Desta maneira, evita-se um elevado número de descartes no final do processo.

O controle de realimentação multivariado será necessário, pois um conjunto de variáveis será analisado simultaneamente, levando-se em consideração o seu inter-relacionamento. As variáveis consideradas são as temperaturas dos pontos de queima do forno, num total de doze variáveis, formando uma série contendo 92 observações cada, tomadas em intervalos de uma hora nas três zonas de queima.

Durante a fabricação do azulejo, todas as etapas são importantes e a cada fase a matéria-prima é testada para verificar se ela atende às especificações da linha de produção. Caso ela não atenda a estas especificações a matéria-prima é retrabalhada até atingir o valor desejado. A



única etapa que não permite esta flexibilidade é a de queima, pois, após ela ser iniciada, não é possível interromper o processo ou retornar à etapa anterior, devendo-se esperar que a peça cerâmica complete o ciclo de queima. Essa impossibilidade deve-se às condições técnicas que o forno apresenta. Ele não pode ser desligado com freqüência, pois o tempo compreendido para o resfriamento do forno e calibragem dos queimadores dura em torno de vinte e sete dias, o que significaria um prejuízo muito grande para a empresa. Na Figura 09, mostra-se um fluxograma representativo desta etapa.

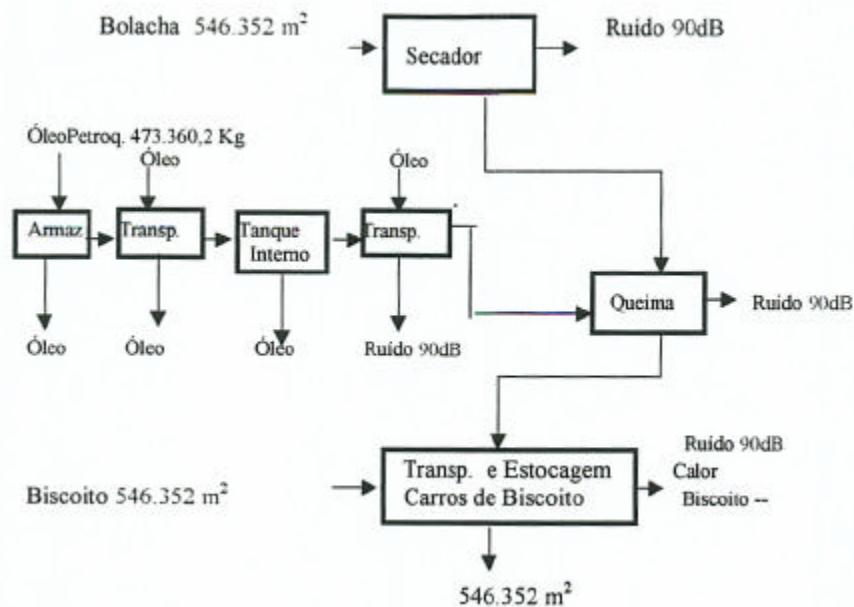


FIGURA 09 - Fluxograma representativo da etapa de queima do suporte 15x15 cm

A temperatura dos queimadores é aferida por meio de um painel, onde todos os pontos são representados, conforme mostra a Figura 10.

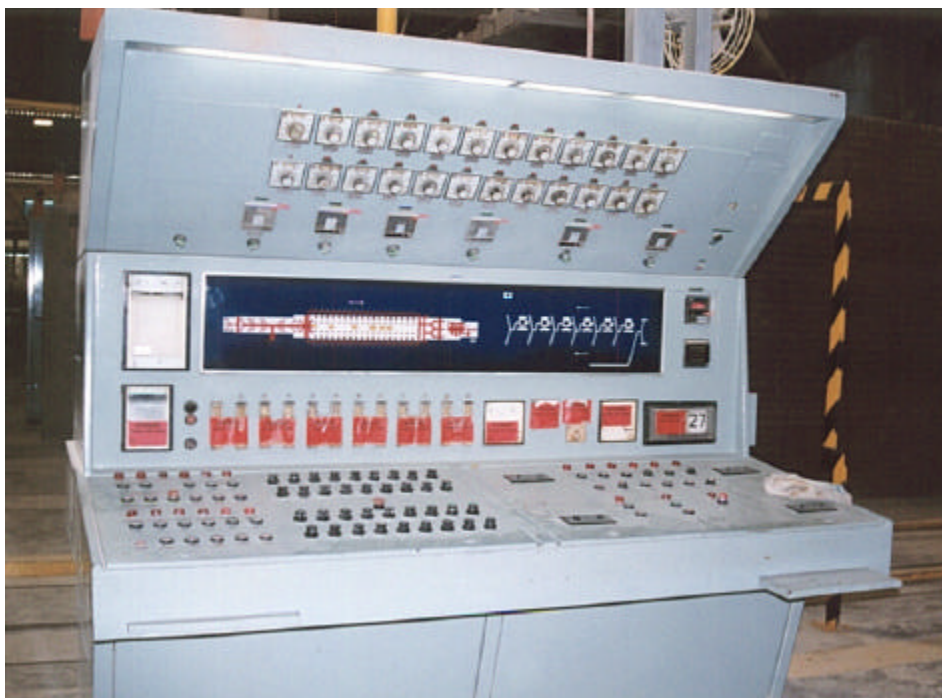


FIGURA 10 – Painel de aferição da temperatura de cada ponto de queima do forno 1

A queima de materiais cerâmicos não implica simplesmente colocá-los a uma determinada temperatura, sendo de grande importância os tempos de pré-aquecimento, de permanência na temperatura máxima e de resfriamento. Um dos maiores problemas ocorridos em fornos de queima é a falta de uniformidade da temperatura nas zonas de pré-aquecimento, temperatura máxima e zonas de resfriamento. A seguir, estão descritos os problemas de maior ocorrência:

- *Biscoito mal queimado*: O biscoito não tem a porosidade correspondente ao tipo de massa empregada, apresentando maior porosidade, resistência mecânica baixa e coloração mais escura. Isto pode ser devido à temperatura de queima ou do tempo de permanência na temperatura de queima ser demasiadamente baixo, mas a principal causa é a não uniformidade da temperatura no interior do forno. O biscoito mal

queimado causa graves defeitos nas etapas posteriores, tais como: formação de furos e bolhas sobre a superfície esmaltada, diferença de camadas de esmaltes em relação a outro suporte mais queimado, curvaturas e falta de resistência mecânica;

- *Material muito queimado*: Um indício de queima excessiva ou de temperatura irregular do forno apresenta peças de diferentes tamanhos conforme a sua disposição na vagoneta que carrega as peças através do forno e a maneira que elas foram empilhadas. Este problema de material muito queimado pode ser resolvido reduzindo-se a temperatura de queima, encurtando-se o ciclo e uniformizando-se a temperatura no interior do forno;
- *Sapecados (laterais)*: Isto origina-se quando o queimador produz uma temperatura excessivamente alta. A identificação do problema é de fácil localização, ocorrendo só de um lado da vagoneta. Para solucionar este problema, basta revisar os queimadores e mantê-los na temperatura pré-determinada. Os defeitos dessa fase são refletidos na esmaltação e na segunda queima, ocorrendo a formação de bolhas, inclusive provocando a retração do esmalte;
- *Trincas*: As trincas aparecem nas peças durante a queima, podendo ser classificadas em dois grupos: a) as trincas que se apresentam na primeira fase de queima ou que têm sua origem em processos anteriores, as quais surgem pela presença de umidade residual na entrada do forno, ou uma curva de pré-aquecimento inadequada; b) trincas que se produzem depois da queima (resfriamento). Este defeito denomina-se quebra de saída e aparece com bastante frequência em materiais que apresentam altos conteúdos de sílica.
- *Bitolas diferentes*: Há casos em que, devido à composição da massa e à falta de uniformidade na temperatura do forno,

ocorrem diferenças de tamanho nas peças. Neste caso, deve-se revisar a composição da massa e as condições de queima.

### 4.3 Análise descritiva do conjunto de dados

O procedimento de análise seguirá os passos do fluxograma da Figura 04 descrita no item 3.2, pois a cada etapa será feito um estudo que ajudará a encontrar a variável de maior instabilidade e esta, juntamente com suas variáveis adjacentes, serão utilizadas para se fazer um ajuste baseado na realimentação do sistema. Após a aquisição dos dados, estuda-se, através da estatística descritiva, o comportamento das temperaturas mostrados na Tabela 02.

TABELA 02 - Estatísticas descritivas das temperaturas que compõem as três zonas de aquecimento do forno 1, sendo cada variável composta de 92 observações

Variáveis	Temperatura Média (°C)	Desvio-padrão em (°C)	Temp. Min. em (°C)	Temp. Máx. em (°C)
PA 1	475,620	3,307808	465,000	482,000
PA 2	603,924	3,986884	591,000	612,000
PA 3	695,739	3,597525	687,000	706,000
AQ 1	797,989	2,678751	790,000	800,000
AQ 2	935,326	2,070774	930,000	940,000
AQ 3	1044,620	2,252434	1040,000	1055,000
AQ 4	1085,217	2,663659	1080,000	1090,000
AQ 5	1096,576	3,986884	1090,000	1120,000
AQ 6	1030,870	2,833153	1025,000	1035,000
RF 1	806,370	4,021146	800,000	817,000
RF 2	607,859	2,739943	603,000	615,000
RF 3	572,511	4,572961	562,000	583,000

Na Tabela 03, apresenta-se a correlação existente entre as variáveis, a qual servirá para se conhecer como as variáveis se comportam umas em relação às outras e em que etapa da queima existe uma maior correlação entre as variáveis. Vale lembrar que a coleta das temperaturas dos doze

pontos de queima foi efetuada em intervalos de uma hora, perfazendo um total de 92 observações.

TABELA 03 – Correlações entre as temperaturas dos pontos do forno 1

Var.	PA 1	PA 2	PA 3	AQ 1	AQ 2	AQ 3	AQ 4	AQ 5	AQ 6	RF 1	RF 2	RF 3
<b>A 1</b>	1,00											
PA 2	0,50*	1,00										
PA 3	0,11	0,39*	1,00									
AQ 1	0,11	0,11	0,21*	1,00								
AQ 2	0,10	0,33*	0,12	-0,03	1,00							
AQ 3	-0,06	-0,11	0,12	0,24*	0,14	1,00						
AQ 4	0,07	0,12	0,26*	0,10	0,29*	0,11	1,00					
AQ 5	0,07	-0,20	-0,03	-0,01	0,04	0,50*	0,12	1,00				
AQ 6	-0,05	-0,11	-0,19	-0,09	0,28*	0,10	0,12	0,29*	1,00			
RF 1	0,23*	0,24*	0,23*	0,19	-0,09	0,02	0,13	0,00	-0,30*	1,00		
RF 2	0,19	0,15	0,13	0,19	-0,03	0,11	0,06	0,07	-0,37*	0,71*	1,00	
RF 3	-0,05	0,18	0,15	0,21*	-0,05	0,01	0,01	0,06	-0,12	0,56*	0,52*	1,00

\*As correlações significativas ao nível de 5% são marcadas pelo sinal “\*\*”

É importante observar que as variáveis analisadas apresentam uma correlação ao nível de 5% de significância, sugerindo que elas não devem ser analisadas separadamente, pois o efeito conjunto das variáveis pode distorcer os resultados da análise univariada (JACKSON, 1980). A influência no comportamento de uma variável sobre a outra pode revelar informações importantes do comportamento conjunto, trazendo vantagens das informações sobre a relação entre elas, justificando-se a utilização de técnicas multivariadas (TRACY *et. al.*, 1992).

Embora as correlações entre as variáveis pareça de valor baixo, foi realizado um teste para verificar a adequação dos dados denominado de teste Kaiser-Meyer-Olkin<sup>7</sup> (KMO), que sinalizou que os dados poderiam ser

<sup>7</sup> O teste Kaiser-Meyr-Oklim (KMO), examina o ajuste dos dados, tomando todas as variáveis simultaneamente, e provê uma informação sintética sobre os dados. O KMO é a razão da soma dos quadrados das correlações de todas as variáveis dividida por essa mesma soma, acrescentada da soma dos quadrados das correlações parciais de todas as variáveis. Quando as correlações parciais forem muito pequenas, o KMO terá valor próximo de 1 e indicará perfeita adequação dos dados para a análise de componentes principais e análise fatorial (PEREIRA, 1999).

utilizados para o fim proposto, a análise de componentes principais. Logo a matriz de correlação será utilizada posteriormente para se determinar os autovalores e autovetores, encontrando-se assim as componentes principais.

#### **4.4 Verificação da estabilidade do sistema**

Para a determinação da estabilidade do sistema produtivo, será utilizado o gráfico multivariado  $T^2$  de Hotelling, discutido no item 2.2.2. Se o sistema estiver sob controle estatístico, não há problemas a serem tratados, não sendo necessária a intervenção no sistema. Neste caso, apenas a monitoração é aconselhável para se perceber quando um distúrbio está influenciando o processo. Caso contrário, se houver uma grande instabilidade no processo, que poderia levar a uma futura falta de controle, medidas corretivas devem ser tomadas com a intervenção no sistema para evitar a produção de itens defeituosos. Neste caso, é preciso identificar a variável responsável por esta variação.

Para o início deste estudo, deve-se reportar à segunda etapa do fluxograma descrito em 3.2, denominada de “Hotelling”, onde as três zonas de aquecimento do forno serão analisadas quanto à sua estabilidade por meio da estatística multivariada de Hotelling, conforme mostra o gráfico  $T^2$  na Figura 11. Nesta etapa foram utilizados os programas estatísticos *Statgraphics* e *Statistica* para a elaboração dos cálculos e gráficos.

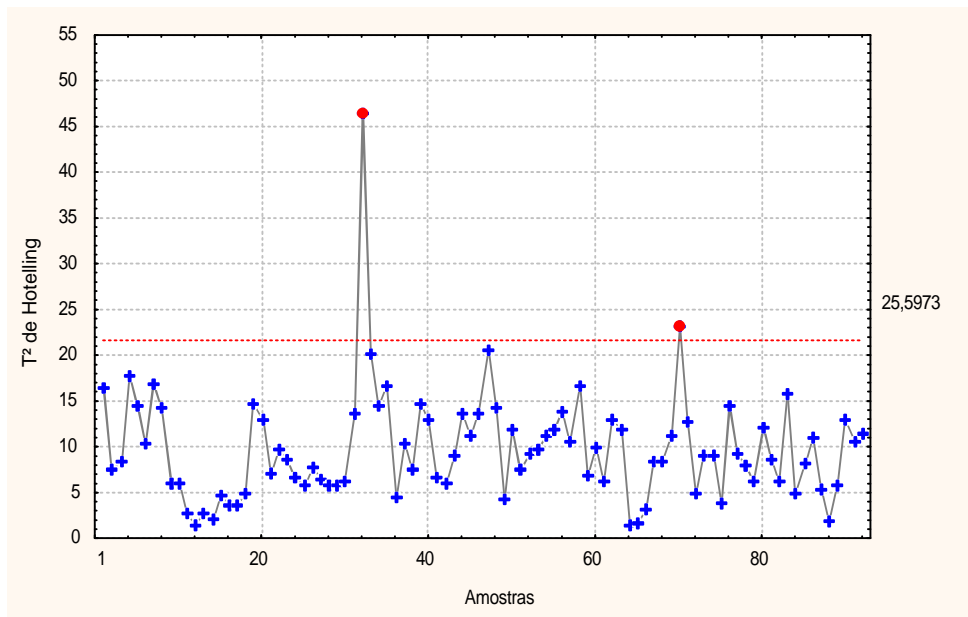


FIGURA 11 - Gráfico de controle multivariado  $T^2$  de Hotelling para as variáveis do forno 1

Verifica-se, com base nas observações 32 e 70, indicadas na Figura 11, que o sistema não apresenta um controle estatístico desejável. A vantagem que o gráfico  $T^2$  de Hotelling possui é que todas as variáveis envolvidas no processo podem ser caracterizadas por apenas um valor numérico. Sua desvantagem aparece quando existe uma condição de falta de controle, devendo-se utilizar outras técnicas e os dados originais para se encontrar a variável que futuramente causará uma falta de controle (JACKSON, 1956). Neste caso, a indicação feita pelos pontos 32 e 70 indicam o período em que a instabilidade ocorreu, mas sem a identificação do conjunto de variáveis que está causando esta situação.

A busca da identificação destas será feita com a utilização conjunta dos gráficos de controle e da análise de componentes principais. Primeiro, decompõem-se as variáveis em componentes principais e estas deverão passar por um processo de seleção, para, posteriormente, serem avaliadas através dos gráficos  $X$ -barra e EWMA aplicados às componentes. Após identificar as componentes instáveis, um estudo de correlação entre as

componentes instáveis e as variáveis originais deve ser conduzido para identificar o conjunto de variáveis que causam a instabilidade do sistema. A análise das componentes realizada com os gráficos de controle univariados também será útil para reforçar a decisão tomada através da carta de Hotelling, classificando o processo quanto à sua estabilidade.

#### 4.5 Determinação e seleção das componentes principais

Após o processo ser avaliado quanto a sua estabilidade, passa-se então à determinação das componentes principais por meio da matriz de correlação  $R$ , pois faz-se necessária uma padronização dos dados, evitando-se problemas como a influência da magnitude das variáveis (JACKSON, 1981), como o que ocorre nas zonas de pré-aquecimento, queima e resfriamento. Na Tabela 04, apresentam-se os autovalores e o percentual de variância explicada de cada componente fornecido pelo seu respectivo autovalor.

TABELA 04 - Autovalores e percentual de variância explicada de cada componente

Número de Componentes	Autovalores	% da variância explicada	Autovalores acumulados	% da variância explicada acumulada
1	2,786880	23,22400	2,78688	23,2240
2	1,866309	15,55257	4,65319	38,7766
3	1,683602	14,03002	6,33679	52,8066
4	1,090769	9,08974	7,42756	61,8963
<b>5</b>	<b>1,021066</b>	<b>8,50889</b>	<b>8,44863</b>	<b>70,4052</b>
6	0,836500	6,97083	9,28513	77,3761
7	0,766671	6,38892	10,05180	83,7650
8	0,685770	5,71475	10,73757	89,4797
9	0,396744	3,30620	11,13431	92,7859
10	0,362753	3,02294	11,49706	95,8089
11	0,252222	2,10185	11,74929	97,9107
12	0,250714	2,08928	12,00000	100,0000

O percentual de explicação dado pela componente é fornecido pela equação (2.32) descrita no item 2.3.1. Na extração das componentes principais, existirão tantas componentes quantas forem as variáveis existentes no processo e, neste caso, ter-se-ão doze componentes



principais. A partir dos autovalores, determinam-se os autovetores que formarão as combinações lineares apresentadas na Tabela 05.

TABELA 05 – Autovetores encontrados para as doze variáveis em estudo do forno 1

Variáveis	Autovetores			
	$\hat{e}_1$	$\hat{e}_2$	$\hat{e}_3$	$\hat{e}_4$
PA 1	0,139900	-0,115548	-0,240257	0,402582
PA 2	0,189344	-0,122120	-0,382436	0,103147
PA 3	0,177480	-0,143963	-0,140537	-0,480730
AQ 1	0,145000	-0,081613	0,097022	-0,442698
AQ 2	0,016275	-0,345056	-0,205107	0,102001
AQ 3	0,029214	-0,297381	0,332518	-0,178705
AQ 4	0,077110	-0,292143	-0,055749	-0,185587
AQ 5	-0,013036	-0,288635	0,356344	0,262625
AQ 6	-0,157101	-0,292056	0,031032	0,284848
RF 1	0,295306	0,080984	0,109605	0,181199
RF 2	0,279725	0,080502	0,175988	0,201852
RF 3	0,231322	0,075326	0,184787	0,128531

continuação da Tabela 05 ...

Variáveis	Autovetores			
	$\hat{e}_5$	$\hat{e}_6$	$\hat{e}_7$	$\hat{e}_8$
PA 1	-0,556020	0,103191	-0,291819	0,016490
PA 2	-0,113928	-0,158341	0,271722	0,172033
PA 3	0,019314	0,262947	0,301415	0,611566
AQ 1	-0,321521	-0,649188	-0,440431	-0,164402
AQ 2	0,319660	-0,210348	0,375650	-0,588386
AQ 3	-0,268439	0,049385	0,397920	-0,285633
AQ 4	0,384104	0,432105	-0,684811	-0,123977
AQ 5	-0,192757	0,243720	0,053321	0,345847
AQ 6	0,201564	-0,445402	-0,236565	0,425237
RF 1	0,128774	0,086949	-0,133119	-0,011084
RF 2	0,082702	0,111355	0,035724	-0,375167
RF 3	0,361245	-0,397503	0,119572	0,377948

continuação da Tabela 05 ...

Variáveis	Autovetores			
	$\hat{e}_9$	$\hat{e}_{10}$	$\hat{e}_{11}$	$\hat{e}_{12}$
PA 1	-0,054868	0,087050	0,872277	0,49191
PA 2	0,491854	-0,577409	-0,803867	-0,70150
PA 3	-0,530190	0,406669	0,358020	-0,00285
AQ 1	0,048825	0,368433	-0,300063	-0,06667
AQ 2	-0,058865	0,628017	-0,006109	0,50317
AQ 3	-0,080669	-0,932267	0,371639	0,15379
AQ 4	0,401598	-0,308917	0,115894	-0,09859
AQ 5	0,459810	0,697725	-0,692349	-0,08515
AQ 6	-0,746081	-0,292434	0,134438	-0,45163
RF 1	-0,675013	-0,294474	-0,969173	0,89899
RF 2	-0,348568	0,297574	0,393759	-1,32320
RF 3	0,689667	-0,089645	0,772096	0,43962

Baseando-se nestes autovetores, que fornecem a ponderação de cada variável, passa-se à etapa de seleção das componentes.

Para identificar as variáveis que apresentam uma maior variabilidade e, por conseguinte, as possíveis causadoras da instabilidade no sistema, utilizam-se as primeiras componentes, que são representadas pelos maiores autovetores. Neste caso, a seleção das componentes será feita utilizando os critérios de KAISER (1960) e de CATTEL (1966) e o critério alternativo que diz que, em geral, uma explicação de 70% é necessária para que as componentes sejam selecionadas.

Os critérios de seleção estão citados no item 2.3.2 e, segundo o critério de KAISER (1960), escolhem-se apenas os autovalores maiores do que 1. Logo, serão escolhidas as cinco primeiras componentes com uma explicação total do conjunto de dados de 70,4052%. Utilizando o método gráfico de CATTEL (1966), considera-se até a terceira componente com uma explicação total de 52,8066%, pois verifica-se, na Figura 12, que, após o terceiro autovalor, a curva segue uma queda mais suave.

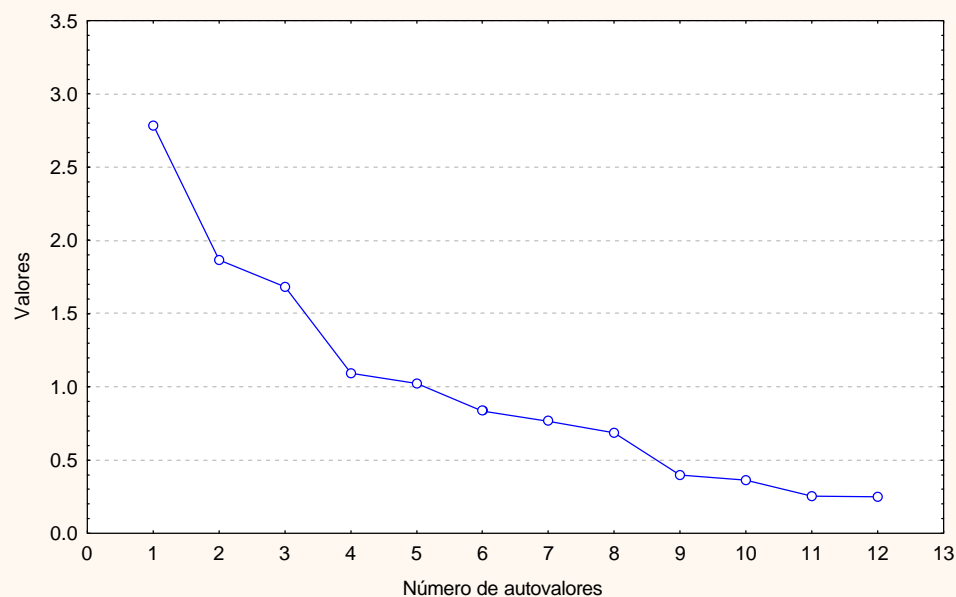


FIGURA 12 – Gráfico representativo dos autovalores para a seleção do número de componentes que devem ser utilizadas para análise segundo o critério de CATTEL (1996)

Em geral, uma explicação acima de 70% já é considerada uma boa regra de decisão quanto ao número de componentes a serem utilizadas. Os dois critérios de seleção apontam para um número diferente de componentes a serem utilizadas. O critério gráfico mostra que se deve utilizar componentes a menos do que indica o critério que utiliza os autovalores maiores do que um. E, seguindo a regra geral de uma redução no número de componentes com no mínimo 70% de explicação total do conjunto de dados, a redução do número de componentes a serem analisadas se dará na quinta componente. A maioria dos estudos com aplicação de *ACP* visam à eliminação da correlação entre as variáveis e à redução da dimensionalidade do conjunto de dados. Neste caso, fez-se uma redução de doze para cinco variáveis que serão analisadas. O estudo será feito por meio dos gráficos *X-barra* e *EWMA* naquelas componentes consideradas fora de controle e que deverão ser analisadas com o auxílio da análise de correlação entre os dados originais e as componentes, revelando, dessa forma, a variável que possui maior contribuição para a formação das componentes.

#### **4.6 Identificação das *CP* e das variáveis de maior influência no sistema**

Neste item, avaliam-se as cinco primeiras componentes principais por meio dos gráficos *X-barra* e *EWMA* para verificar sua estabilidade e caracterizá-las quanto ao seu estado de controle. Os valores das estatísticas *EWMA* calculado para as *CP*'s estão apresentados no ANEXO 02, e os gráficos *X-barra* e *EWMA* das *CP*'s não selecionadas estão apresentados no ANEXO 03.

Na análise do gráfico *X-barra*, serão utilizados os testes de seqüência, os quais servem para identificar a ocorrência de padrões especiais, caracterizando o sistema quanto ao seu estado de controle. Na construção do gráfico *EWMA*, segue-se a escolha dos parâmetros sugeridos por CROWDER (1987), utilizando-se as combinações de  $(I,$

L) com valores de (0,05; 2,50), pois, com esses valores, pode-se atingir um valor comparável de um *ARL* formado por 370 observações nos gráficos *X-barra* quando eles estão sob controle. No gráfico *EWMA*, o valor inicial de  $Z_0 = 0$  corresponde ao alvo que se deseja alcançar, no caso que se utilizam as *CP's*, este valor é 0.

**- Análise gráfica da primeira CP através dos gráficos *X-barra* e *EWMA***

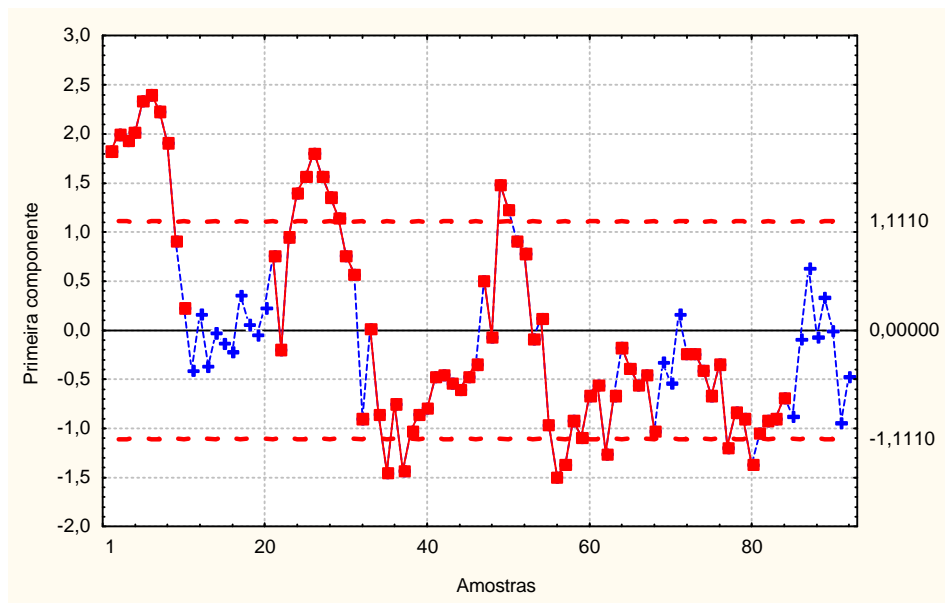


FIGURA 13 - Gráfico *X-barra* para a primeira componente

Nos gráficos *X-barra* e *EWMA*, os pontos destacados em vermelho representarão a instabilidade que está ocorrendo no processo.

Para melhor analisar os gráficos *X-barra*, utilizar-se-ão os testes de seqüência<sup>8</sup>, os quais indicam a existência de padrões sistemáticos ou não aleatórios, sinalizando que alguma fonte de variação está atuando no processo, as quais devem ser reduzidas.

Analisando a Figura 13, observam-se vinte e dois pontos além do limite de três desvios padrões. Quanto aos testes de seqüência aplicados ao

gráfico *X-barra*, verifica-se uma seqüência de nove amostras de um mesmo lado da linha central, as quais são representadas pelo conjunto de amostras iniciadas nas observações 23, 34, 55 e 79. Existem também seis amostras decrescendo, começando na amostra 27 até a amostra 32. Observa-se também que há 16 amostras em que a cada 3 pontos traçados, 2 se encontram na faixa de dois e três desvios padrões da linha central, correspondendo às observações com início nas amostras 1, 4, 7, 21, 24, 27, 32, 35, 38, 48, 51,54, 57, 76, 79 e 82. De cada cinco amostras traçadas, quatro se encontram na zona de dois desvios padrões da média do processo, correspondendo às amostras 1, 6, 21, 26, 32, 37, 42, 47, 54, 59, 64, 74 e 79. Existe também um conjunto de oito amostras situadas na faixa de um desvio padrão da média, correspondendo às amostras com início em 1, 23, 34, 55 e 77.

Esse padrão não aleatório formado pela primeira componente é mostrado pelo teste de seqüência, que revela a instabilidade do sistema, quando afetado por grandes variações, e avaliado pelo gráfico *X-barra*. A ocorrência de pequenas variações no sistema é investigada por meio do gráfico *EWMA*, representado na Figura 14.

---

<sup>8</sup> Os teste de seqüência também são denominados de “runs tests” e foram primeiramente sugeridos como regras para detectar padrões não aleatórios nos gráficos *X-barra* no “Western Electric Handbook (1956) *apud* MONTGOMERY (1997).

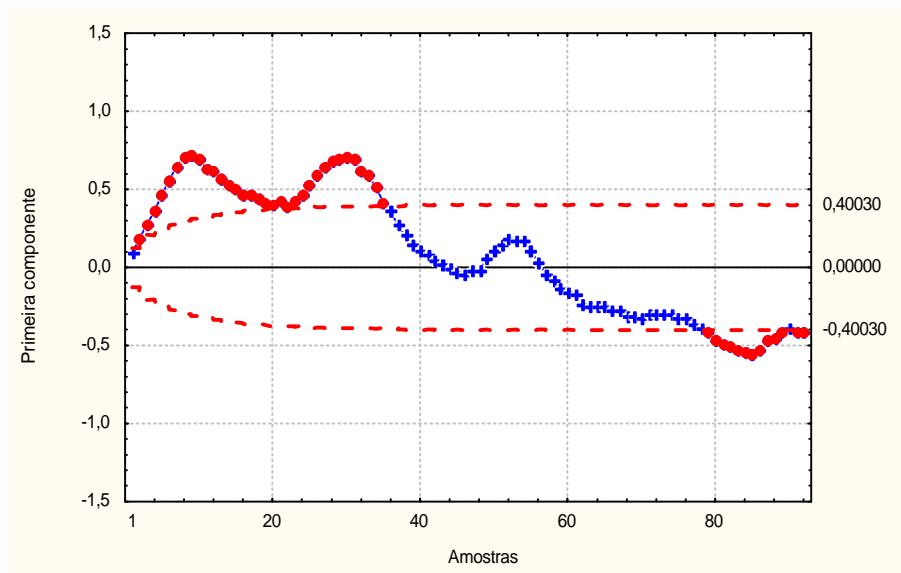


FIGURA 14 – Gráfico *EWMA* para a primeira *CP* com  $\lambda = 0,05$  e  $L = 2,50$

Analisando-se a Figura 14, observa-se a existência de uma seqüência de amostras fora dos limites de controle, começando na segunda amostra até a trigésima Quinta. Também está fora dos limites de controle uma seqüência de amostras que vão do período 79 a 89, seguido pelas duas últimas amostras fora dos limites de controle.

Da análise feita por meio dos gráficos *X-barra* e *EWMA*, a primeira componente revela uma grande instabilidade, que poderá acarretar problemas futuros para o processo produtivo. Para que esta instabilidade não comprometa todo o processo, tem-se a preocupação de identificar a variável ou o conjunto de variáveis que possam ser as possíveis responsáveis por essa instabilidade, que serão investigadas por meio da correlação em uma etapa posterior. A seguir, analisa-se a segunda componente principal.

**- Análise gráfica da segunda *CP* através dos gráficos *X-barra* e *EWMA***

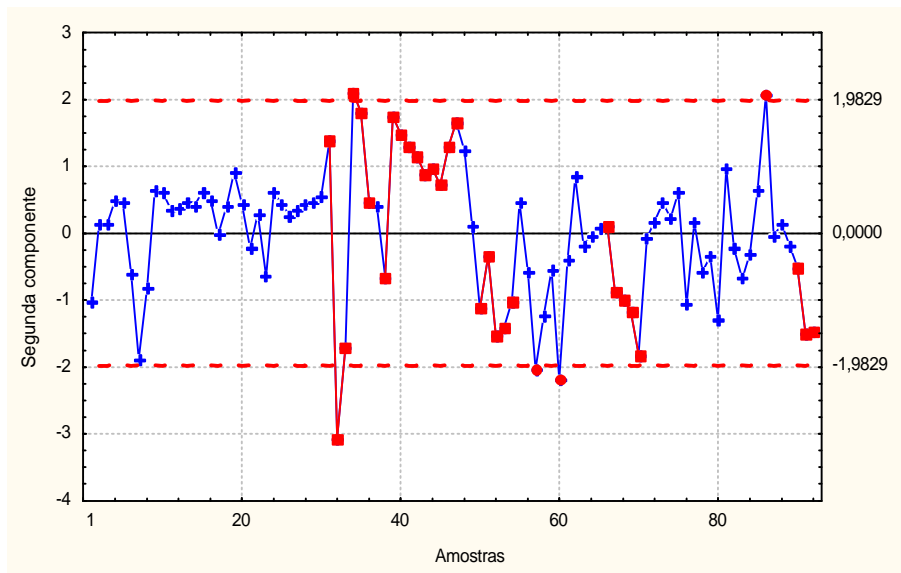


FIGURA 15 - Gráfico *X-barra* para a segunda componente

Pela inspeção da Figura 15, observa-se que cinco pontos estão passando a linha de três desvios padrões. Existe uma seqüência de nove amostras de um mesmo lado da linha central, iniciando na amostra 39 e, de cada três amostras traçadas, duas delas estão na faixa de três desvios padrões, correspondendo às amostras iniciadas em 31, 34, 38, 51 e 90. De cada cinco amostras traçadas, quatro estão na faixa de dois desvios padrões distantes da média, correspondendo às amostras iniciadas em 38, 43, 50 e 66. Existe apenas uma seqüência de amostras começando na observação 39 que estão além da faixa de um desvio padrão da média do processo.

Verifica-se que a segunda componente também reflete a instabilidade que ocorre no processo. Pode-se dizer que ela é menos acentuada que na primeira componente, como se esperaria, pois sua variabilidade é menor do que a primeira. Buscando-se pelas pequenas variações que podem estar atuando nesta componente, faz-se seu exame utilizando-se o gráfico *EWMA*.

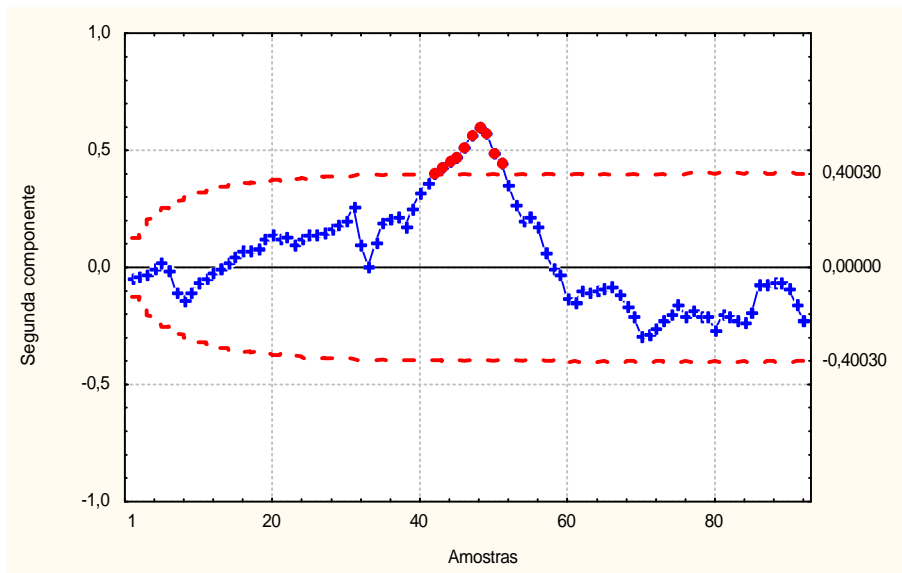


FIGURA 16 – Gráfico *EWMA* para a segunda *CP* com  $\lambda = 0,05$  e  $L = 2,50$

Observando-se o gráfico *EWMA* com os parâmetros  $(I, L) = (0,05; 2,50)$  representado pela Figura 16, tem-se um conjunto de 10 amostras que estão fora dos limites de controle, correspondendo à seqüência de 42 a 52. Isto reforça a decisão mostrada pelo gráfico *X-barra* de que o processo apresenta uma situação de instabilidade.

**- Análise gráfica da terceira *CP* através dos gráficos *X-barra* e *EWMA***



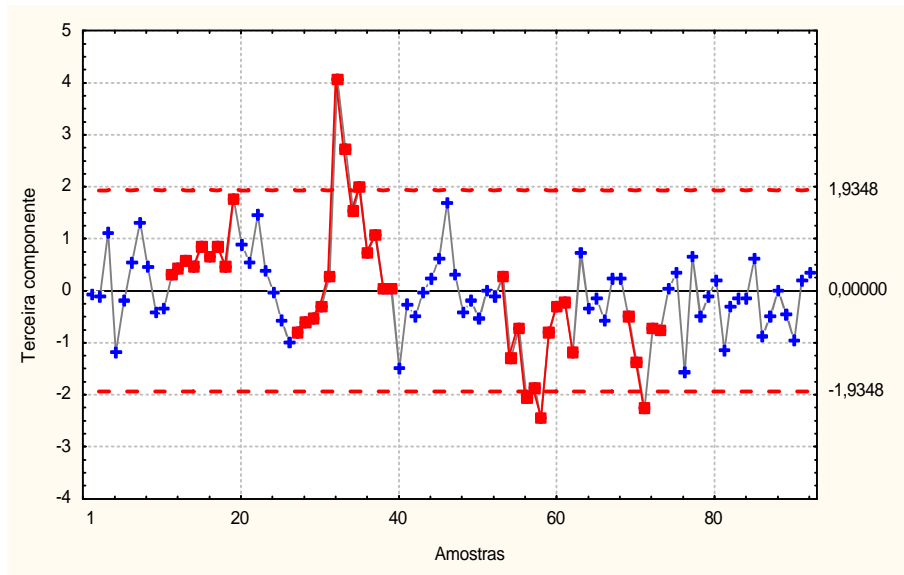


FIGURA 17 - Gráfico *X-barra* para a terceira componente

Pela análise do gráfico *X-barra* representado na Figura 17, observa-se que seis pontos estão fora dos limites de controle e que existem nove pontos de um mesmo lado da linha central, iniciando nas amostras 11, 31 e 54. Também é possível identificar a ocorrência de um conjunto de seis amostras aumentando continuamente, iniciando na amostra 31, 34, 55 e 69 e mostrando que, em uma seqüência de cada três pontos, dois deles estão na faixa de dois desvios padrões ou acima desta faixa. De cada cinco amostras traçadas, quatro estão na faixa de dois desvios padrões da linha central, correspondendo às amostras iniciadas em 15, 31, 53 e 69. Detectada esta instabilidade que afeta o processo, pelo padrão sistemático formado pelas amostras, investiga-se o processo quanto à ocorrência das pequenas variações, utilizando o gráfico *EWMA* apresentado na Figura 18.

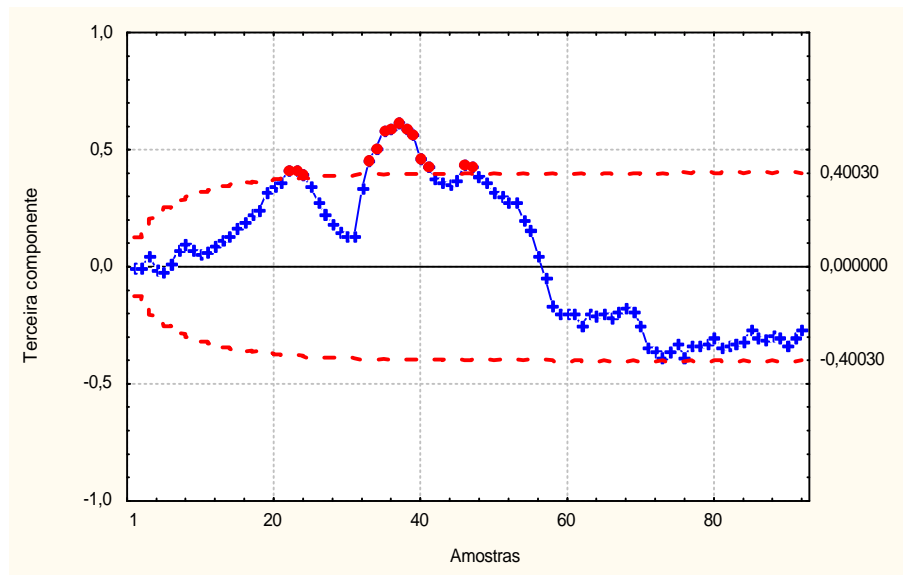
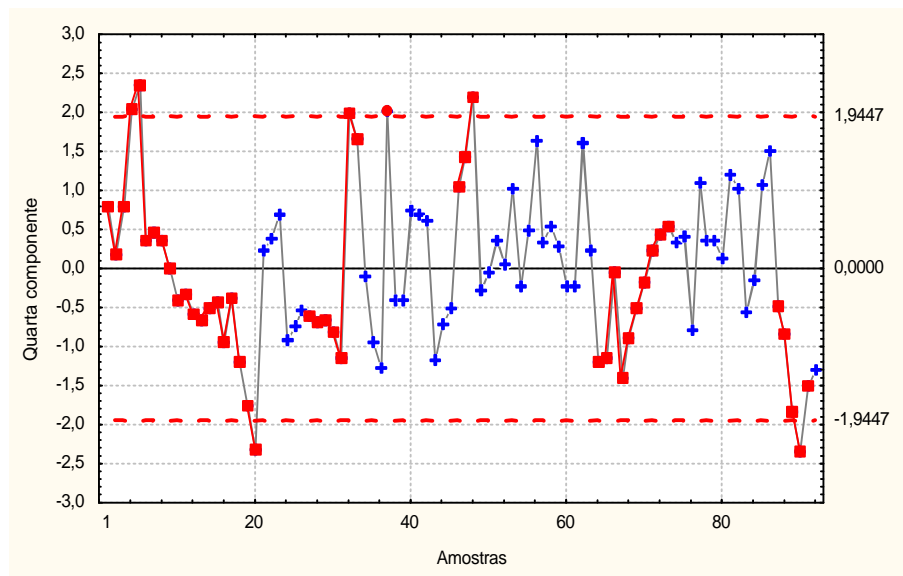


FIGURA 18 – Gráfico *EWMA* para a terceira *CP* com  $\lambda = 0,05$  e  $L = 2,50$

Por meio do gráfico *EWMA* representado na Figura 18, observam-se alguns pontos fora dos limites de controle, os quais correspondem ao conjunto de amostras que vão de 22 a 26; 33 a 43 e 46 a 47.

Desse modo, foi possível identificar que o processo não é afetado apenas por grandes variações, que são detectadas com a ajuda do gráfico *X-barra*, mas também é afetado por variações pequenas reveladas pelo gráfico *EWMA*. Observa-se que, à medida que a variabilidade explicada pela componente for diminuindo, componente revela menos pontos fora de controle.

**- Análise gráfica da quarta CP através dos gráficos X-barra e EWMA**



**FIGURA 19 - Gráfico X-barra para a quarta componente**

Inspecionando-se a Figura 19, o gráfico X-barra revela que existem 7 pontos fora dos limites de controle e que as amostras apresentam um comportamento que sugere uma falta de controle no processo. Encontram-se dois conjuntos de nove amostras de um mesmo lado da linha central do gráfico, iniciando na primeira amostra 1 e depois na amostra 10, e uma seqüência de seis amostras aumentando, com início na amostra 68. Também encontra-se um conjunto de 5 amostras, das quais a cada 3 pontos traçados, dois estão na faixa de dois desvios padrões da média do processo, ou além dele, composto pelas amostras iniciadas em 3, 18, 31, 46 e 88, e um conjunto de 5 amostras localizadas a dois desvios padrões da linha central, ou além dela, com início nas observações em 1, 16, 27, 64, e 87.

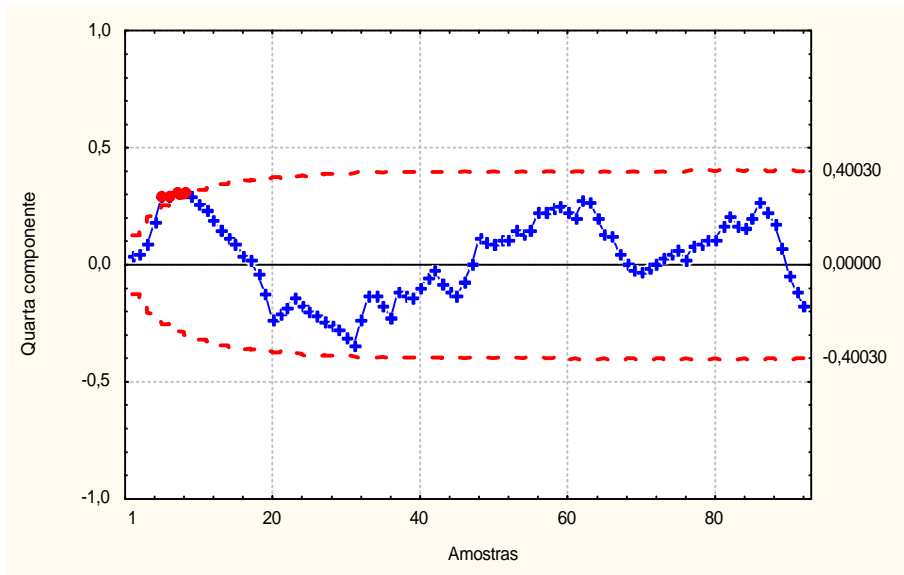


FIGURA 20 – Gráfico *EWMA* para a quarta *CP* com  $\lambda = 0,05$  e  $L = 2,50$

Observando-se o gráfico *EWMA* representado na Figura 20, apenas no início do processo há quatro pontos fora dos limites de controle, mostrando que o processo é pouco afetado por pequenas variações.

**- Análise gráfica da quinta CP através dos gráficos *X-barra* e *EWMA***

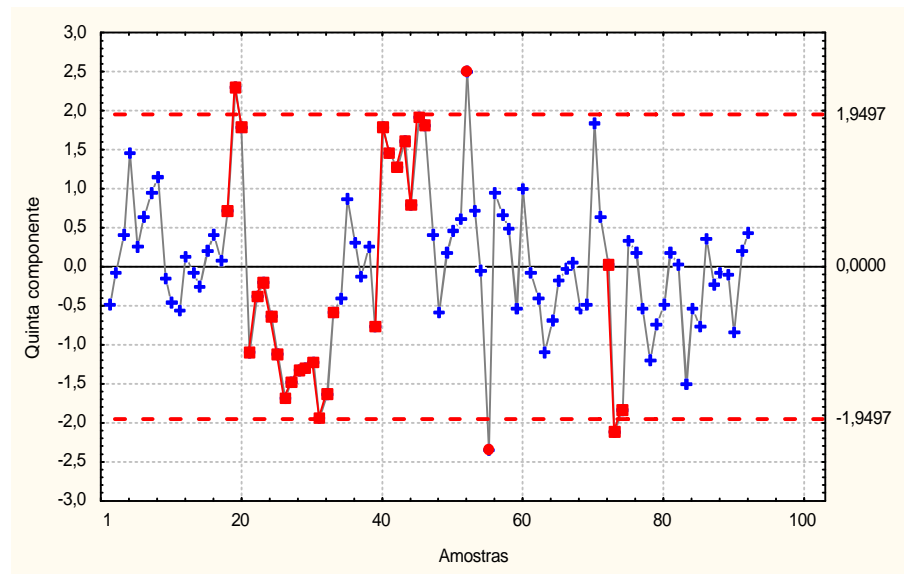


FIGURA 21 - Gráfico *X-barra* para a quinta componente

Nessa quinta componente analisada pelo gráfico *X-barra* (Figura 21), quatro amostras estão fora dos limites de controle e observa-se um padrão formado por 9 amostras de um mesmo lado da linha central iniciando na observação 21, e a cada 3 amostras traçadas, 2 estão na faixa de três desvios padrões ou além dela, iniciando nas amostras 18, 25, 30, 39, 43 e 72. Ainda observa-se que, de cada 5 amostras, 4 estão em uma faixa de dois desvios padrões ou além dela, iniciadas em 24, 29, 39 e, por fim, existem 8 amostras além da faixa de um desvio padrão iniciadas nas amostras 25 e 39.

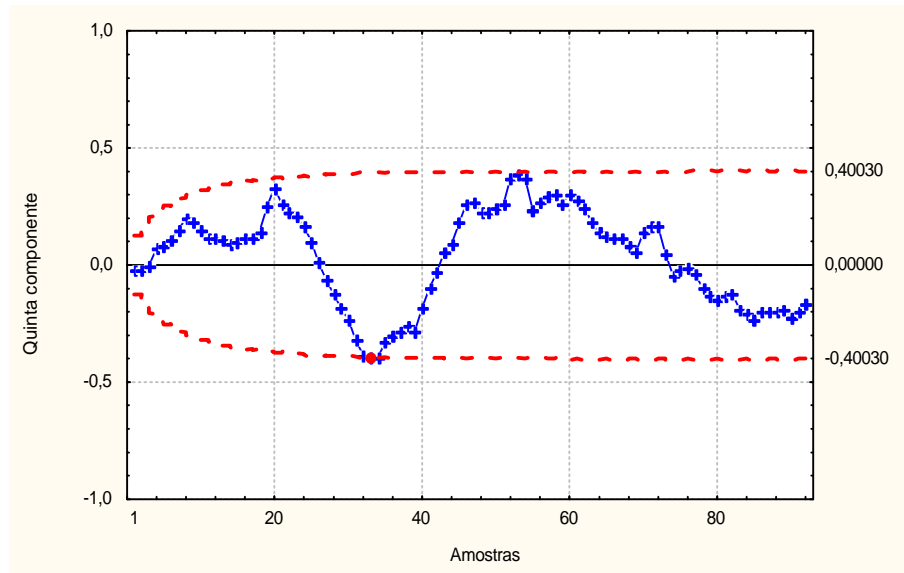


FIGURA 22 - Gráfico *EWMA* para a quinta *CP* com  $\lambda = 0,05$  e  $L = 2,50$

Na Figura 22, o gráfico *EWMA* apresenta apenas um ponto fora dos limites de controle. Pode-se observar por, meio dessas análises, que a componente apresenta um comportamento estável.

Observando-se as cinco primeiras componentes selecionadas, constata-se que a quinta componente é a mais estável, a quarta componente apresenta um padrão mais sistemático no gráfico *X-barra*, mas, em compensação, somente alguns pontos estão fora dos limites de controle no gráfico *EWMA*. As componentes que apresentam um comportamento mais

instável são a terceira, a segunda e a primeira. Sem dúvida alguma, a primeira componente é a que revela um comportamento mais instável.

### **Identificação das variáveis que causam a falta de controle**

Identificadas as componentes que apresentam uma falta de controle, faz-se uma investigação nesta componente, para encontrar as variáveis de maior representatividade, por meio do coeficiente de correlação encontrado entre as variáveis originais e as componentes (NOMIKOS & Mac GREGOR, 1995), conforme explicado no item 2.3.3. Quanto maior a correlação, maior será a representatividade desta variável para a componente, sendo, seguramente, a variável responsável pela falta de controle no processo, como foi corroborado por trabalhos de TELHADA (1995) e HUI, (1998).

Nas Tabelas 06, 07 e 08, apresentam-se os cálculos de correlação entre as variáveis originais e a componente conforme citado por JOHNSON & WICHERN (1992), sendo investigadas as três primeiras componentes.

**TABELA 06 - Correlações entre a primeira componente e as variáveis originais**

Variáveis	Correlação da primeira componente e as variáveis originais		
	Autovetor ( $\hat{e}_1$ )	(Autovalor) <sup>1/2</sup> = ( $\hat{\Lambda}_1$ ) <sup>1/2</sup>	$r_{Y_i, Z_k} = \hat{e}_{1i} \sqrt{\hat{\Lambda}_1}$
PA1	0,1399	<b>1,6693951</b>	0,23354837 **
PA2	0,189344	<b>1,6693951</b>	0,31608995 **
PA3	0,17748	<b>1,6693951</b>	0,29628424 **
AQ1	0,145	<b>1,6693951</b>	0,24206229 **
AQ2	0,016275	<b>1,6693951</b>	0,02716941
AQ3	0,029214	<b>1,6693951</b>	0,04876971
AQ4	0,07711	<b>1,6693951</b>	0,12872706 **
AQ5	-0,013036	<b>1,6693951</b>	-0,02176223
AQ6	-0,1557101	<b>1,6693951</b>	-0,25994168 **
RF1	<b>0,295306</b>	1,6693951	<b>0,49298239 **</b>
RF2	0,279725	<b>1,6693951</b>	0,46697154 **
RF3	0,231322	1,6693951	0,38616781 **

\* correlação significativa (p < 0,05)

\*\* correlação altamente significativa (p < 0,01)

Observando-se os cálculos de correlação, é possível identificar a variável que está mais fortemente correlacionada com a componente,

dizendo-se que, quanto maior o grau de correlação entre elas, maior será a sua influência na formação da componente, identificando-se, dessa maneira, a variável *RF1* como sendo a de maior representatividade no processo e a que deve ser investigada (KOURTI & Mac GREGOR, 1996). Também efetuou-se uma rotação ortogonal<sup>9</sup> no conjunto de dados e foi identificado o mesmo conjunto de variáveis identificado pela correlação entre os dados originais e a componente.

Observa-se que a variável indicada pela primeira componente localiza-se na transição entre a zona de aquecimento e resfriamento, sendo essa posição das variáveis muito importante, pois nessa etapa o biscoito precisa ser resfriado gradualmente para posteriormente entrar em contato com a temperatura ambiente.

Embora o conjunto de variáveis associados à primeira componente seja formado por *AQ6*, *RF1*, *RF2* e *RF3*, exclui-se da modelagem a variável *RF3*, pois ela está posicionada próxima à porta de saída do forno, o que sempre acarretará uma grande variação de temperatura, por mais que se empenhe em manter o seu valor próximo do alvo desejado. Utilizando a metodologia descrita em 3.2, toma-se então o conjunto de variáveis adjacentes ao ponto *RF1* para serem realimentadas conjuntamente, minimizando os efeitos das variações que ocorrem no processo. Logo, o conjunto de variáveis será formado por *AQ6*, *RF1* e *RF2*.

Na Tabela 07, apresentam-se os cálculos de correlação entre as variáveis originais e a segunda componente, pois esta também mostrou-se com uma grande instabilidade.

---

<sup>9</sup> A rotação ortogonal visa minimizar o número de variáveis com altas cargas num fator e é denominada de rotação varimax. Este tipo de rotação não afeta as contribuições das variáveis nem as percentagens de variações explicadas pelos fatores PEREIRA, (1999).

TABELA 07 - Correlações entre a segunda componente e as variáveis originais

Variáveis	Correlação da segunda componente e as variáveis originais		
	Autovetor ( $\hat{E}_2$ )	(Autovalor) <sup>1/2</sup> = ( $\hat{\Lambda}_2$ ) <sup>1/2</sup>	$r_{\hat{Y}_i, Z_k} = \hat{e}_{2i} \sqrt{\hat{\Lambda}_i}$
PA1	-0,115548	1,3661292	-0,1578535 *
PA2	-0,12212	1,3661292	-0,1668317 *
PA3	-0,143963	1,3661292	-0,19667206 **
AQ1	-0,081613	1,3661292	-0,1114939
AQ2	<b>-0,345056</b>	<b>1,3661292</b>	<b>-0,47139108 **</b>
AQ3	-0,297381	1,3661292	-0,40626087 **
AQ4	-0,292143	1,3661292	-0,39910508 **
AQ5	-0,288635	1,3661292	-0,3943127 **
AQ6	-0,292056	1,3661292	-0,39898623 **
RF1	0,080984	1,3661292	0,11063461
RF2	0,080502	1,3661292	0,10997613
RF3	0,075326	1,3661292	0,10290505

\* correlação significativa (p < 0,05)

\*\* correlação altamente significativa (p < 0,01)

Por meio dos cálculos de correlação, verifica-se a variável que está mais fortemente correlacionadas com a componente, identificando-se AQ2 como a de maior contribuição na formação da componente, localizada na zona de queima do forno. Considerando-se as variáveis adjacentes a ela, tem-se um conjunto formado por AQ1, AQ2 e AQ3 e, efetuando-se uma rotação ortogonal, a variável AQ3 é indicada como uma das mais influentes na combinação linear.

Na Tabela 08, apresentam-se os cálculos das correlações entre a terceira componente e as variáveis originais.

TABELA 08 - Correlações entre a terceira componente e as variáveis originais

Variáveis	Correlação da terceira componente e as variáveis originais		
	Autovetor ( $\hat{E}_3$ )	(Autovalor) <sup>1/2</sup> = ( $\hat{\Lambda}_3$ ) <sup>1/2</sup>	$r_{\hat{Y}_i, Z_k} = \hat{e}_{3i} \sqrt{\hat{\Lambda}_i}$
PA1	-0,240257	1,090769	-0,25092414 **
PA2	<b>-0,382436</b>	<b>1,090769</b>	<b>-0,39941573 **</b>
PA3	-0,140537	1,090769	-0,14677668 *
AQ1	0,097022	1,090769	0,10132667
AQ2	-0,205107	1,090769	-0,21421352 **
AQ3	0,332518	1,090769	0,34728142 **
AQ4	-0,055749	1,090769	-0,05822419
AQ5	0,356344	1,090769	0,37216527 **
AQ6	0,031032	1,090769	0,03240979
RF1	0,109605	1,090769	0,11447134
RF2	0,175988	1,090769	0,18380167 **
RF3	0,184787	1,090769	0,19299133 **

\* correlação significativa (p < 0,05)

\*\* correlação altamente significativa (p < 0,01)



Baseando-se no cálculo de correlação da terceira componente com as variáveis originais, mostrados na Tabela 10, observa-se que *PA2* é a variável de maior influência na composição da componente e esta variável também é indicada como a de maior relevância após se fazer uma rotação ortogonal; logo, obtém-se um conjunto de variáveis formado por *PA1*, *PA2* e *PA3*.

Considera-se sempre a componente anterior como a mais representativa, pois ela é derivada de um autovalor maior (JACKSON, 1980). Segundo o Centro de Tecnologia Cerâmica<sup>10</sup> (*CTC*), os pontos mais delicados na etapa de queima do biscoito são aqueles onde existe a transição de temperatura, os quais foram identificados pela primeira componente como as causadoras de instabilidade. Como existe uma interação entre as variáveis, não somente a de maior relevância dentro da componente deve ser monitorada, mas sim as suas variáveis adjacentes, tendo-se desta maneira uma estratégia eficaz de monitorar e realimentar o sistema, mantendo o nível de aquecimento dos queimadores o mais próximo possível dos valores determinados para aquele lote que deve ser produzido. Considerando-se as componentes observadas fora de controle, determinaram-se dois conjuntos de variáveis a serem realimentadas, o primeiro formado por *AQ6*, *RF1*, *RF2* e o segundo conjunto formado por *AQ1*, *AQ2*, *AQ3*.

Dessa maneira, procura-se monitorar e realimentar o sistema simultaneamente através deste conjunto de variáveis. O conjunto de variáveis localizado pela terceira componente não será utilizado para o cálculo da realimentação do sistema, pois ele é derivado de uma componente originada de um autovalor baixo, que está posicionada próximo da porta de entrada do forno, o que faz com que se tenha uma maior exposição ao meio ambiente, tornando a temperatura muito instável.

---

<sup>10</sup> O Centro de Tecnologia Cerâmica (*CTC*) é um departamento interno da indústria que tem por objetivo desenvolver estudos para a melhoria da qualidade dos produtos cerâmicos.

#### **4.7 Modelagem das variáveis selecionadas e determinação dos distúrbios**

A utilização da *ACP* desempenhou um papel de identificador, mostrando quais as variáveis que seriam as possíveis causadoras de instabilidade no sistema. A etapa seguinte será o retorno ao conjunto de dados originais, modelando as variáveis selecionadas através da metodologia proposta por ZELLNER (1962), descrita no item 2.4. Dessa maneira, será possível o conhecimento dos distúrbios que cada variável irá apresentar.

Uma suposição que permite utilizar um processo de estimação conjunta – que é melhor do que a estimação de mínimos quadrados em cada variável isoladamente – é a ligação entre as equações por meio de seus erros, mostrando que os termos estocásticos das equações são correlacionados.

Os passos seguidos para esse procedimento são os seguintes:

- estimar as equações separadamente utilizando mínimos quadrados;
- utilizar os resíduos de mínimos quadrados do passo anterior para estimar as variâncias e covariância dos erros;
- utilizar as estimativas das variâncias dos erros para estimar as equações conjuntamente;

Na prática, a técnica *SUR* lança mão das informações sobre a correlação entre os termos estocásticos para melhorar a qualidade das estimativas (HILL, *et. al.*, 1999).

A utilização de um conjunto formado por três variáveis a serem modeladas deve-se ao fato de que sempre será identificada uma variável como a mais importante na composição da componente. Mas, como se deseja captar as inter-relações entre as variáveis, utiliza-se a variável anterior àquela identificada e a variável posterior. No caso em que se está trabalhando com variáveis que se apresentam distribuídas seqüencialmente, então, um conjunto de três variáveis será utilizado. Sendo estas

consideradas dependentes, as outras variáveis do sistema entrarão como variáveis independentes, estimadas através da metodologia QUASI VAR, ganhando-se em eficiência nas estimativas (ZELLNER & THEIL, 1962).

Por meio do exame da primeira componente, verificou-se que ela estava fora de controle, sendo identificada a variável *RF1*. Logo, o conjunto de variáveis que serão modeladas é formado por *AQ6*, *RF1* e *RF2*, levando-se em consideração as demais variáveis do sistema com uma defasagem inicial de 4 períodos. Dessa maneira, obtém-se não somente o nível de ajuste para a variável identificada, mas o nível de ajuste que deve ser realizado para o conjunto de variáveis. Na Tabela 10, apresentam-se os valores ajustados para o primeiro conjunto de variáveis identificado, os quais foram estimados utilizando os programas computacionais PcFiml e PcGive versão 8.0.

TABELA 09 - Estimação do primeiro ponto identificado composto pelas variáveis *AQ6*, *RF1* e *RF2*

Modelagem da variável ( <i>AQ 6</i> ) <sub>t</sub>				
Variáveis	Coeficientes	Erro padrão	t-Student	Significância
Constante	318,19	123,11	2,585	0,0115
( <i>AQ6</i> ) <sub>t-1</sub>	0,59543	0,080679	7,380	0,0000
( <i>RF2</i> ) <sub>t-1</sub>	-0,20977	0,081842	-2,563	0,0122
( <i>AQ5</i> ) <sub>t</sub>	0,20646	0,052096	3,963	0,0002
Modelagem da variável ( <i>RF 1</i> ) <sub>t</sub>				
Variáveis	Coeficientes	Erro padrão	t-Student	Significância
Constante	298,26	119,55	2,495	0,0146
( <i>RF1</i> ) <sub>t-1</sub>	0,78693	0,051227	15,362	0,0000
( <i>AQ2</i> ) <sub>t-2</sub>	-0,27603	0,097528	-2,830	0,0058
( <i>AQ5</i> ) <sub>t-1</sub>	0,10266	0,047431	2,164	0,0333
( <i>PA2</i> ) <sub>t-1</sub>	0,13931	0,054475	2,557	0,0124
( <i>PA1</i> ) <sub>t-2</sub>	-0,13698	0,060355	-2,270	0,0258
Modelagem da variável ( <i>RF 2</i> ) <sub>t</sub>				
Variáveis	Coeficientes	Erro padrão	t-Student	Significância
Constante	417,77	82,171	5,084	0,0000
( <i>RF1</i> ) <sub>t-2</sub>	0,24361	0,049103	4,961	0,0000
( <i>RF2</i> ) <sub>t-1</sub>	0,63258	0,069200	9,145	0,0000
( <i>AQ1</i> ) <sub>t</sub>	-0,16966	0,051740	-3,279	0,0015
( <i>AQ2</i> ) <sub>t-2</sub>	-0,16736	0,063493	-2,636	0,0100
( <i>AQ5</i> ) <sub>t-2</sub>	-0,090479	0,032751	-2,763	0,0071

Na Figura 23, apresentam-se as variáveis em nível e ajustadas para as séries *AQ6*, *RF1* e *RF2* e, na Figura 24, mostra-se o correlograma das respectivas séries.

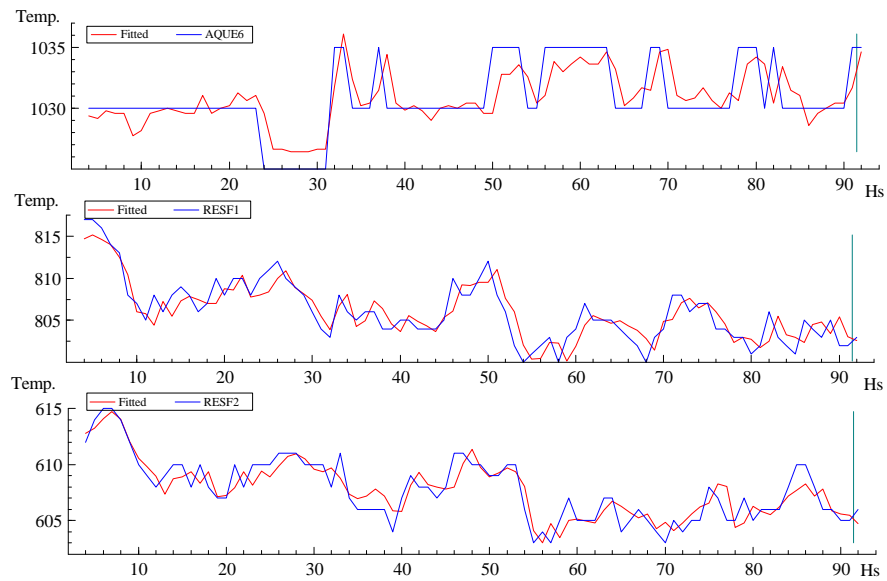


FIGURA 23 - Valores em nível e ajustados das séries AQ6, RF1 e RF2

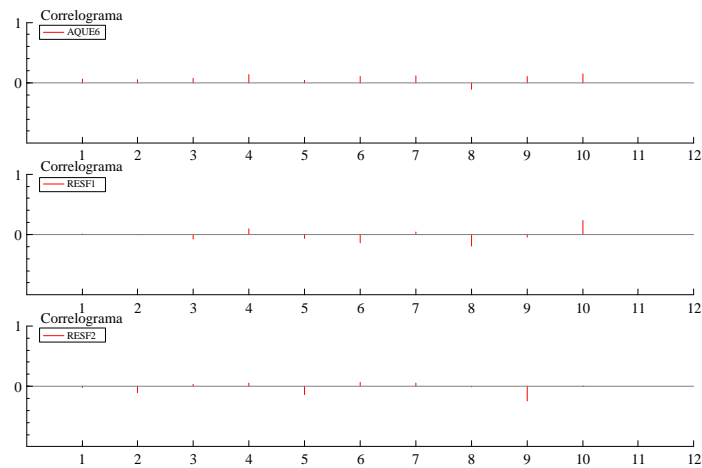


FIGURA 24 - Correlograma para as séries AQ6, RF1 e RF2

Observando-se a Figura 24, nota-se que não há evidência de correlação serial nos resíduos até a defasagem 12.

Na Tabela 10, apresentam-se os valores objetivos para cada uma das séries em estudo e os valores previstos para a mesma. Assim, é possível conhecer o distúrbio que cada série apresenta.

TABELA 10 - Valores objetivo (valor alvo), valor previsto e o distúrbio para cada série em estudo

	Valor objetivo	Valor previsto	Distúrbio
AQ6	1030,87	1034,661	-3,791
RF1	806,37	802,5887	3,7813
RF2	607,859	604,7431	3,1159

Por meio do exame da segunda componente, verificou-se que ela estava fora de controle, sendo identificada a variável AQ2. Logo, o conjunto de variáveis a serem modelado será AQ1, AQ2 e AQ3, neste caso também as demais variáveis de temperatura que estão envolvidas no processo serão incluídas no modelo inicial. Dessa maneira, obtém-se não somente o nível de ajuste para a variável identificada, mas o nível de ajuste que deve ser realizado para este conjunto de variáveis. Na Tabela 11, apresentam-se os valores ajustados para o segundo conjunto de variáveis identificado.

TABELA 11 - Estimação do segundo ponto identificado, composto pelas variáveis AQ1, AQ2 e AQ3

Modelagem da variável $(AQ 1)_t$				
Variáveis	Coeficientes	Erro padrão	t-Student	Significância
Constante	373,33	76,619	4,873	0,0000
$(AQ1)_{t-1}$	0,37055	0,091903	4,032	0,0001
$(RF1)_{t-2}$	0,15948	0,061547	2,597	0,0111
Modelagem da variável $(AQ 2)_t$				
Variáveis	Coeficientes	Erro padrão	t-Student	Significância
Constante	735,69	129,01	5,842	0,0000
$(AQ1)_{t-2}$	0,15657	0,075496	2,074	0,0411
$(AQ2)_{t-1}$	0,33724	0,093757	3,597	0,0005
$(AQ3)_{t-2}$	-0,24767	0,087791	-2,821	0,0059
Modelagem da variável $(AQ3)_t$				
Variáveis	Coeficientes	Erro padrão	t-Student	Significância
Constante	935,66	99,707	9,384	0,0000
$(AQ5)_t$	0,25924	0,050534	5,130	0,0000
$(AQ6)_{t-2}$	-0,17007	0,0725519	-2,345	0,0213

Na Figura 25, apresentam-se as variáveis em nível e ajustadas para as séries AQ1, AQ2 e AQ3 e, na Figura 26, mostra-se o correlograma das respectivas séries.

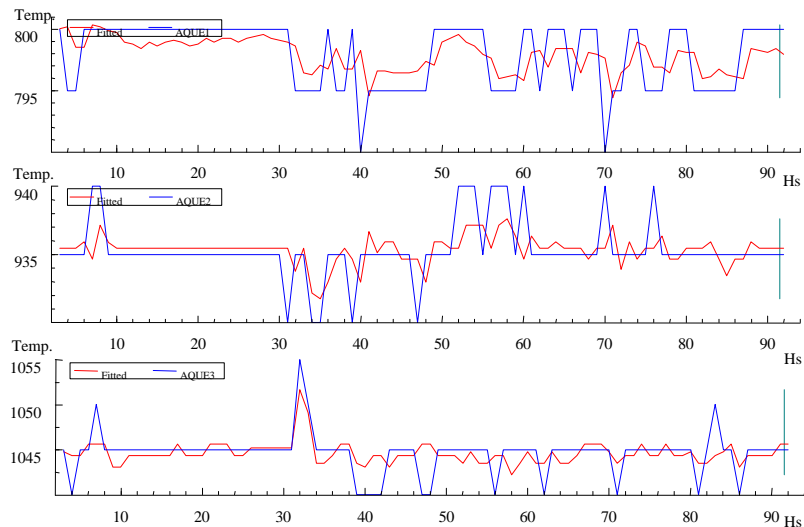


FIGURA 25 - Valores em nível e ajustados das séries AQ1, AQ2 e AQ3

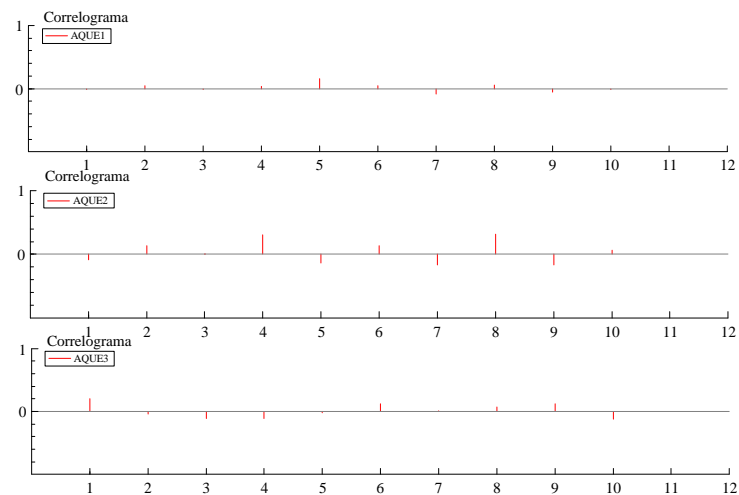


FIGURA 26 - Correlograma para as séries AQ1, AQ2 e AQ3

Observando-se a Figura 26, nota-se que não há evidência de correlação serial nos resíduos até a defasagem 12. Na Tabela 12,

apresentam-se os valores objetivos de cada uma das séries em estudo e os valores previstos para a série, a fim de conhecer o distúrbio que cada série apresenta.

TABELA 12 - Valores objetivo (valor alvo), valor previsto e o distúrbio para cada série em estudo

	Valor objetivo	Valor previsto	Distúrbio
AQ1	797,989	797,9714	0,0176
AQ2	935,326	935,4515	-0,1255
AQ3	1045,62	1045,643	-0,023

Até o presente momento, foi possível determinar o distúrbio que cada variável apresenta, mas ainda é necessário se conhecer o nível de ajuste que deve ser introduzido em cada variável selecionada, o qual será efetuado através do botão controlador da temperatura do forno.

Segundo SACHS *et al.*, (1995) a estrutura de controle denominada de “*Run-by-Run*” não é restrita a um modelo de primeira ordem, podendo ser utilizados modelos de ordem superiores, desde que a função do controle mantenha o processo estável.

#### **4.8 Aplicação da equação de controle para a realimentação do sistema**

Um estado de controle estatístico implica uma variação aleatória em torno do valor alvo determinado, produzida por uma ampla variedade de causas comuns. Embora se tenha o esforço de manter o processo próximo do alvo, existem causas como a temperatura ambiente, diferenças em matérias-primas, diferenças entre lotes a serem produzidos, desgastes dos equipamentos ou maquinarias e até mesmo diferenças entre operadores, que são de difícil remoção. Nestas circunstâncias, um sistema de regulação é necessário (BOX, 1991). Até o presente momento foi possível verificar que uma instabilidade afeta o sistema, possibilitando uma futura falta de controle no processo.



Neste item, determina-se o nível de ajuste que deve ser introduzido no sistema para que a temperatura seja mantida o mais próximo possível do alvo. O sistema é inspecionado e regulado a cada intervalo de uma hora, pois cada alteração introduzida no sistema é realizada no próximo instante, isto é, dentro do período de uma hora, o qual é denominado de sistema responsivo (BOX & LUCEÑO, 1997).

Para a aplicação da equação de realimentação, ainda será necessário se conhecer o valor da constante de ponderação  $\lambda$ , mostrado a seguir.

#### Determinação da constante de ponderação $I$

O método de seleção da constante  $I$  é fornecido por CROWDER (1989) e LUCAS & SACCUCCI (1990), sendo que é selecionado aquele que apresenta a melhor performance para o gráfico *EWMA* em termos de *ARL*. Considerando os dados correlacionados, MONTGOMERY & MASTRANGELO (1991) sugerem selecionar o valor de  $I$  baseando-se na minimização da soma quadrática dos erros.

Nesta etapa, o valor ideal do fator de ponderação será dado pela adequação do ajuste, através da estatística denominada de soma quadrática dos erros. Para a determinação do fator de ponderação  $I$ , foi feita uma busca com valor inicial para a constante de ponderação de 0,1 com incremento de 0,01 até o valor máximo de 0,99. Dessa forma, determinou-se o melhor valor para a constante de ponderação que forneça o melhor resultado.

Na Tabela 13, apresentam-se os valores da constante de ponderação para as variáveis que devem sofrer o ajuste de realimentação. No ANEXO 04, apresentam-se todas as interações feitas que possibilitaram encontrar o valor adequado para a constante de ponderação.

TABELA 13 – Valores de  $\lambda$  que forneceram a menor soma dos quadrados dos erros

Variáveis	Valores de $\lambda$	Soma dos quadrados dos erros
AQ6	0,1	498,9784
RF1	0,1	322,3064
RF2	0,1	350,3542
AQ1	0,1	498,9784
AQ2	0,1	322,3064
AQ3	0,1	350,3542

### Aplicação da equação de controle

A principal idéia de controladores é separar o problema de estimação do problema de controle (ASTROM & WITTENMARK, 1989). É interessante que um algoritmo de estimação recursiva forneça os parâmetros de estimação para a composição do controlador (DEL CASTILLO, 1996). Conhecidos os valores dos distúrbios de cada variável, o valor da constante  $g$  que determinará o efeito no sistema produtivo e o valor da constante de ponderação  $I$ , basta aplicar a equação de controle desenvolvida no capítulo 3, item 3.2.

### **Equação de controle para o primeiro ponto identificado**

$$(AQ6)_t - (AQ6)_{t-1} = -\frac{0,10}{0,59543}(-3,791) = 0,63668$$

$$(RF1)_t - (RF1)_{t-1} = -\frac{0,1}{0,78693}(3,7813) = -0,48051$$

$$(RF2)_t - (RF2)_{t-1} = -\frac{0,1}{0,63285}(3,1159) = -0,49236$$

Através destas equações, é possível se conhecer o nível de ajuste que deve ser introduzido em cada variável para manter o processo o mais próximo do valor alvo desejado. Como o botão controlador da temperatura é

dotado de uma escala, é possível introduzir um ajuste na variável AQ6 girando o botão em 0,63668, isto é, em 0,6 unidades no sentido horário, girando 0,5 unidades o botão controlador da temperatura da variável RF1 no sentido anti-horário e, finalmente, introduzir um ajuste de 0,5 unidades na variável RF2, girando o botão controlador desta variável no sentido anti-horário.

### **Equação de controle para o segundo ponto identificado**

$$(AQ1)_t - (AQ1)_{t-1} = -\frac{0,1}{0,37055}(0,0176) = -0,00475$$

$$(AQ2)_t - (AQ2)_{t-1} = -\frac{0,1}{0,33724}(-0,1255) = -0,03721$$

$$(AQ3)_t - (AQ3)_{t-1} = -\frac{0,1}{0,25924}(-0,023) = 0,00887$$

Conforme a realimentação feita para o primeiro conjunto de variáveis identificadas, nesse segundo ponto identificado deve-se proceder de maneira análoga. Mas percebe-se que o distúrbio encontrado nestas variáveis é muito pequeno, fazendo com que o ajuste de realimentação seja desnecessário.

Deve-se ressaltar que, neste caso, como o processo está correlacionado à modificação ou à alteração em uma das variáveis, pode provocar uma alteração nas demais variáveis. Por isso, nesta pesquisa, tem-se a proposta de avaliar e realizar o ajuste de realimentação em conjunto de variáveis.

No estudo de cartas de controle univariadas ou multivariadas, a estabilidade de um sistema deve ser realizada em dois estágios. Primeiro, verificando-se a estabilidade do sistema antes de ser efetuado um ajuste de realimentação e após o ajuste ser efetuado, pois o conjunto de variáveis a ser ajustada pode mudar a cada ajuste feito. A cada hora em que um ajuste

for efetuado, uma nova leitura das variáveis é tomada e deve ser analisada, cujo estudo é repetido para verificar se nenhuma alteração ocorreu no sistema. O que se procura a longo prazo é a estabilidade do sistema, pois a variabilidade deve diminuir gradativamente à medida que as correções vão sendo efetuadas.

#### **4.9 Aspectos econômicos na aplicação da metodologia**

Os processos de fabricação e os de prestação de serviços recebem entradas na forma de recursos físicos, humanos e monetários. Os resultados desses processos, à primeira vista, deveriam ser produtos ou serviços. Todavia, nem todas as entradas se transformam em produtos e serviços. Os processos encerram outros tipos de resultados, que consistem em refugos, unidades defeituosas, desperdícios e sobras. Segundo CROSBY (1979), estima-se que os desperdícios nas empresas industriais, em média, correspondem a 20% das vendas, enquanto nas prestadoras de serviço chegam a alcançar 40% dos gastos operacionais.

Com o propósito de evitar desperdícios e devido à grande concorrência do mercado consumidor, as ferramentas utilizadas no controle da qualidade ganharam um papel de destaque na maioria das empresas. Esse fato foi responsável pela criação dos departamentos da qualidade, pois havia a necessidade de implantação de métodos que melhorassem a qualidade dos produtos e processos. Inicialmente, ferramentas como os gráficos de causa-e-efeito, programa 5S, e gráficos de controle foram implementados. Mas as empresas buscam ainda mais, necessitam de um controle mais especializado para se manter no mercado.

Em geral as ferramentas de *CEP* são bem conhecidas e aplicadas na maiorias das empresas, e são de responsabilidade do departamento de controle da qualidade. Neste trabalho, uma nova metodologia foi proposta,

que consiste na utilização das técnicas de *CEnP*, sendo necessário um treinamento do corpo técnico do departamento da qualidade para a sua aplicação.

As premissas estratégicas para a utilização plena dos sistemas da qualidade citadas por CAMPANELLA, (1999) e ROBLES, (1994) apóiam-se no tripé:

- para cada falha, sempre haverá uma causa;
- as causas são evitáveis;
- a prevenção sempre é mais barata.

Observando-se as premissas estratégicas, a metodologia proposta tem o objetivo de minimizar a produção de itens defeituosos e certamente não trará custos adicionais para a empresa, pois não será necessário a aquisição de equipamentos e nem a contratação de pessoal especializado, pois o corpo técnico que trabalha na empresa tem plena capacidade de absorver as etapas da metodologia após um treinamento. A utilização da metodologia tornará a empresa mais competitiva e eficiente, refletindo-se na qualidade dos produtos, não desperdício, conquista de novos mercados e, principalmente, pela preservação do nome da empresa.

Na empresa *CECRISA*, após o produto ser elaborado, deve ser avaliado para verificar se ele pode avançar na linha de produção. Se for detectado que um item ou lote está sujeito a algum tipo de variação em suas características de qualidade, uma medida corretiva deve ser iniciada. O que se pretende é que o produto que será destinado para a etapa seguinte de produção ou para venda tenha uma boa qualidade, evitando-se assim algum tipo de redução no seu preço de venda ou na elevação de custos para o seu aproveitamento.

Então, quando se percebe que alguma perturbação está presente no processo, deve-se tentar minimizar as perdas do processo, quer seja pela utilização de técnicas de *CEP* ou *CEnP*, ou pela utilização de ambas.

Se o produto possuir um pequeno defeito e puder ser recuperado e vendido ao consumidor final, o custo adicional que se tem é a aplicação de uma camada mais grossa de esmalte na peça para esconder os possíveis defeitos (trincas, coloração diferente na peça e entre as peças, sapecados laterais, baixa resistência mecânica do material e peças com dimensões diferentes), fazendo que o preço de venda seja reduzido.

A produção de um produto de segunda linha implica um custo de oportunidade por não se ter produzido um produto de primeira linha. Além disso, devem-se computar os custos financeiros pela manutenção em estoque e não-venda como boa das unidades defeituosas, bem como os custos de oportunidade incorridos pela locação de recursos na recuperação, quando eles poderiam estar sendo aplicados na produção de novas unidades boas.

Se o item voltar a alguma etapa inicial do processo para ser retrabalhado, os custos incorridos em matéria-prima que nele foi empregado até aquela etapa de produção são perdidos, tendo que computar, além disso, os novos gastos com mão-de-obra, desgastes de maquinaria e tempo gasto para a sua produção.

A ocorrência de unidades defeituosas deve ser evitada ao máximo possível. O fenômeno conhecido como fábrica escondida reflete a postura administrativa de admitir a ocorrência de unidades defeituosas, em virtude de praticamente reservar espaços ou linhas de produção para reprocessar unidades devolvidas pelos clientes e unidades rejeitadas antes do embarque.

No caso específico da empresa *CECRISA* – Unidade II, que possui o forno de queima do tipo túnel, verifica-se que, quando o processo de queima não está calibrado corretamente, uma grande quantidade de material cerâmico é desperdiçado, pois o forno tem a capacidade de queima de 56 vagonetas com 260 m<sup>2</sup> de biscoito a cada 24 horas e, quando alguma falha na etapa de queima é detectada, já ocorreu a produção de quatro ou cinco vagonetas, o que corresponde a no mínimo 1.040 m<sup>2</sup> de biscoito

desperdiçados. O material que não apresenta uma perda total é vendido como produto de segunda linha, o que acarreta um preço baixo de venda e, quando o produto é devolvido para empresa por não atender às especificações necessárias do cliente, a empresa é que arca com os custos de transporte da devolução do produto e sua reposição para o comprador, gerando custos adicionais e colocando em jogo o nome da empresa.

O ganho monetário para uma empresa por ter clientes mais satisfeitos pode ser quantificado. Um cliente mais satisfeito terá muito mais vontade de comprar da mesma empresa. O reembolso é um ganho em repetir as vendas e um acompanhamento crescente no fluxo de caixa no futuro. Em contraste, um cliente insatisfeito pode dizer para trinta e cinco outras pessoas sobre o problema, podendo causar severos efeitos nas vendas futuras da empresa (CAMPANELLA, 1999).

Com a metodologia proposta, procura-se uma minimização nas perdas, podendo-se antever quando o processo apresentar uma instabilidade e assim efetuar uma correção no mesmo.

Uma ferramenta que deve auxiliar a empresa na tomada de decisão de implantar um sistema que melhore a qualidade de seus produtos é denominada de sistema de custos da qualidade, a qual tem a função de verificar exatamente quais são os custos nas categorias de custos do controle (custos de prevenção, custos de avaliação) e custos das falhas dos controles (custos das falhas internas, custos das falhas externas).

Para que uma fábrica esteja engajada no sistema da qualidade, será necessário que ela tenha condições de saber controlar o total produzido, o montante de refugos, a quantidade de defeitos ou retrabalho necessário ISHIKAWA, (1985), mostrando o diferencial de preços entre o produto de primeira linha e o produto considerado como de segunda linha.

O primeiro passo a ser tomado para a implantação de um sistema de custos da qualidade é verificar com custos reais se o programa pode ser benéfico para a empresa. Para adoção deste sistema de avaliação, é

necessário o completo comprometimento da gerência e o seu suporte, pois será necessário investigar todos os custos que são despendidos em cada etapa de produção. Isso muitas vezes dificulta o estudo, pois a maioria das empresas não os revelam por questões de sigilo.

Os custos da qualidade podem ser agrupados em custos de prevenção, custos de avaliação, custos das falhas internas e externas, os quais possuem um relacionamento entre si, onde a variação no montante de um custo acarreta variação em outro.

O sistema de custos da qualidade deve apontar à administração o lucro perdido pela não-obtenção dos padrões internacionais, revelando, no caso em tela, a falta simultânea de resultados, bem como a respectiva perda de eficiência e produtividade, pois em termos de produção em grandes escalas com a mesma quantidade de matéria-prima se teriam mais produtos acabados com mínimo acréscimo de custo.

Os custos em investimentos com a qualidade são maiores quando existe uma grande concorrência, pois uma falha detectada pelo consumidor fará com que ele não hesite pela troca do produto ou até mesmo pela troca do fabricante. Outro fato que deve ser considerado quando existe uma concorrência acirrada é a perda de oportunidade de vender o seu produto. Esta é uma observação pertinente, pois, devido à sua localização geográfica, conhecida como pólo cerâmico, onde está localizada a *CECRISA*, ela tem uma grande quantidade de concorrentes com características similares, o que favorece o consumidor a escolher e procurar por um produto que lhe propicie uma maior satisfação. Frente a esse fato, a empresa deve evitar falhas internas, reduzindo custos e sempre fornecer produtos de qualidade, para manter o cliente fiel a sua empresa.

Dentre a classificação dos custos incorridos em uma empresa, o mais importante de todos os custos intangíveis no impacto dos problemas de qualidade são os atrasos dos compromissos da empresa que são refletidos no desempenho da sua imagem, o que compromete a conquista de novos



mercados e o futuro da empresa. Os custos tangíveis são as sobras, o retrabalho, a garantia e outros; os engenheiros, a gerência, o tempo, o armazenamento, a insatisfação do cliente e a perda de oportunidade em participar do mercado são denominados custos escondidos que uma empresa enfrenta no seu dia-a-dia.

Uma vez identificado que uma causa necessita de correção, uma ação necessária deve ser cuidadosamente determinada, e ela deve ser individualmente justificada nas bases de um custo equitativo, quase sempre gerando um impasse entre encontrar uma solução a um custo mais elevado ou continuar com pequenos custos incorridos em falhas durante um longo período de tempo.

Segundo FEINGENBAUM (1986), os custos da qualidade poderiam ser equiparados em importância a outras categorias de custos, como, por exemplo, custos de mão-de-obra, custos de engenharia e custos de vendas.

Os custos operacionais da qualidade são aqueles associados com a definição, criação e controle da qualidade, assim como com a determinação do valor e retorno da conformidade com a qualidade, confiança e requisitos de segurança. Também os custos da não-conformidade são os associados com as falhas e suas conseqüências tanto dentro da fábrica, como em mãos dos consumidores.

O objetivo das medidas do custo da qualidade é ajudar a empresa a determinar por função, por produto, ou por linha de produção onde os mais altos custos de qualidade estão, de modo que esforços de melhoramento possam ser alcançados. O objetivo deve ser o melhoramento da qualidade e produtividade e, então, a lucratividade pela redução dos custos da qualidade. O rendimento pode também ser aumentado pelo aumento da satisfação do cliente, resultando em um aumento de fidelidade ao produto e empresa, resultando em recompra.

#### 4.9 Comentários gerais do capítulo

As técnicas multivariadas são um pouco complexas para a sua utilização, assim como eram os gráficos de controles introduzidos por Shewhart no passado, mas a crescente busca por minimização de perdas nos processos produtivos exigiu a busca de técnicas cada vez mais eficientes.

Através da aplicação da metodologia em um caso real, foi possível localizar as variáveis fora de controle, apresentando a vantagem do operador ter um ponto de partida para a monitoração e/ou realimentação do sistema, introduzindo as mudanças necessárias nas variáveis corretas, sem ter que se basear na escolha aleatória de quais variáveis deverão ser ajustadas.

A determinação das constantes  $\lambda$  e  $g$  na equação de realimentação mostra como uma realimentação multivariada pode ser atingida em bases criteriosas, pois, com a estimação conjunta das equações de regressão, é possível se conhecer o efeito conjunto das variáveis.

A metodologia proposta deverá ser aplicada quando se possuir um conjunto de dados com no mínimo três variáveis que se apresentem inter-relacionadas, pois a análise univariada seria deficiente na identificação dos pontos fora de controle, não captando o efeito da correlação entre as variáveis (JACKSON, 1956; APARISI, 1997).

A análise de componentes principais se tornará eficiente quanto maior for o coeficiente de correlação entre as variáveis envolvidas no processo, representado-se o mesmo por poucas componentes, facilitando assim a identificação do conjunto de variáveis que deve ser selecionado para análise.

---

---

## 5 CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES

---

---

O objetivo deste trabalho foi desenvolver uma metodologia auxiliar para a monitoração e/ou realimentação de um sistema multivariado. Com o auxílio de gráficos de controles univariados e multivariados, verificou-se a caracterização do sistema quanto a sua estabilidade. A análise de componentes principais proporcionou a redução das variáveis a serem investigadas, mas principalmente proporcionou a identificação da variável ou conjunto de variáveis que seriam as possíveis causadoras de instabilidade no sistema.

O controlador proposto permitiu a realimentação das variáveis que estavam distantes do alvo, fazendo com que elas se mantivessem o mais próximo deste valor, evitando a elaboração de itens defeituosos.

Na composição do controlador proposto, as constantes de suavização  $I$  e de ganho do sistema  $g$  foram encontradas de maneira eficiente, tornando o ajuste eficaz, pois, segundo SACHS *et al.*, (1995) as compensações de realimentação freqüentemente são tomadas com base na experiência passada dos profissionais ligados ao processo. Os autores acreditam que o processo de ajuste representa um avanço significativo na tecnologia de processo de controle, o qual reconhece a natureza dos dados e provê uma estrutura para controlá-lo.

A metodologia proposta possibilita a monitoração e/ou realimentação de um processo multivariado, deixando clara todas as etapas a serem cumpridas e tornando mais fácil a sua aplicação, fazendo também a ligação entre o controle estatístico e o controle de engenharia do processo.

Para a obtenção do controlador proposto, após a identificação das variáveis a serem realimentadas, passam-se por distintas fases até a sua execução final. Estas fases são a modelagem, a identificação, a estimação, o

projeto de controle e a monitoração. Por isso, o sucesso da aplicação do *ACEP* requer a colaboração não só do profissional encarregado de realizar os ajustes, mas de profissionais com conhecimentos mais específicos em controle de qualidade e séries temporais, para garantir o bom desempenho da metodologia proposta (TUCKER *et al.*, 1993). O conhecimento é importante para a elaboração apropriada dos modelos que representam o processo, para determinar as condições experimentais, estimar parâmetros, validar os resultados, determinar o controle apropriado, implementar o procedimento e monitorá-lo. Em muitas aplicações práticas, o suporte tecnológico e o conhecimento às vezes não está disponível frente a métodos elaborados, mas há a necessidade de se promover este avanço, pois os problemas mais difíceis de serem solucionados necessitam de um conhecimento mais específico para tornar a empresa mais competitiva. No entanto, o engajamento de todos os profissionais ligados à produção e o apoio gerencial é fundamental para a implantação desta metodologia. A aplicação do *ACEP* por meio da metodologia proposta é uma ferramenta muito útil no campo industrial, pois proporciona que o ajuste do processo produtivo seja realizado enquanto as peças ou produtos ainda estão na linha de produção. Mas, ao mesmo tempo que ela é útil, aparece o risco de a metodologia não ser utilizada adequadamente por falta de conhecimento do profissional na metodologia empregada. Para isso sugere-se um treinamento aos colaboradores que estão envolvidos no processo produtivo, para que a metodologia proposta, possa ser adotada com sucesso.

A automação da metodologia através de um programa computacional, seria um grande avanço, pois todas as etapas poderiam ser efetuadas, tão logo o conjunto de dados fosse obtido, mas isso não descarta a que um colaborador esteja presente para as tomadas de decisões, pois o conhecimento do processo produtivo é de suma importância, para o sucesso da metodologia.

Para uma maior utilização desta pesquisa seria, interessante a aplicação em outros tipos de fornos de queima, que possuam as mesmas características que o forno de queima de peças cerâmicas. Também seria útil a sua aplicação em processos multivariados que não apresentem as característica das variáveis em uma seqüência linear, mas em processos como as indústrias de engarrafamento de refrigerantes por exemplo, que possuem características como pressão, quantidade de gás a ser injetado no vasilhame, volume do líquido que deve ser envasado, as quais devem ser controlados continuamente.

Neste trabalho, não foi explorado o valor de se realizar o ajuste até porque, na indústria em questão, a cada hora um profissional é designado para fazer os ajustes no sistema, introduzindo as correções quando necessário. Mas seria um importante estudo, que poderia ser desenvolvido futuramente, quantificando o custo de se fazer o ajuste de realimentação.

Embora esta aplicação seja um tanto elaborada, o desafio de sua implantação em um sistema produtivo trará grandes vantagens, tornando a indústria mais competitiva.

---

---

## 6 BIBLIOGRAFIA

---

---

- ALT, F. B. (1985). *Multivariate quality control*. In Encyclopedia of the Statistical Sciences, (klotz, s; Johnson, N. L.; and Read, C. R. eds.) V.6, pp. 111 - 122.
- ASTROM, K,J, and WITTENMARK, B. *Adaptative Control*. Addison Wesley, Reading, MA. 1989.
- APARISI, F. (1997). *Sampling plans for the multivariate  $T^2$  control chart*. Quality Engineering, v.10. n.1, pp.141 – 147.
- BOX, G.E.P. (1991). *Feedback control by manual adjustment*. Quality Engineering, 4(1), pp.143-151.
- BOX, G.E.P. and JENKINS, G.M. *Time series analysis – Forecasting and control*. Oakland, CA: Holden-Day, 1970.
- BOX, G.E.P; HUNTER, W.G. and HUNTER, J.S. *Statistics for experiments. An introduction to design, data analysis and model building*. John Wiley & Sons, Inc. NY. 1978.
- BOX, G.E.P.; JENKINS, G.M. and Mac GREGOR, J.F. (1974). *Some recent advances in forecasting and control*. Applied Statistics, v.23, pp.158 – 179.
- BOX, G.E.P; JENKINS G.M and REINSEL G.C. *Time series analysis: forecasting and control*. 3 ed. Prentice Hall Inc. Englewood Cliffs, NJ, 1994.
- BOX, G.E.P. and KRAMER, T. (1992). *Statistical process control and automated process control – A discussion*. Technometrics, August, v.34, pp.251-267.
- BOX, G.E.P. and LUCEÑO, A. (1997). *Discrete proportional-integral adjustment and statistical process control*. Journal of Quality Technology, July v.29, n. 3.
- \_\_\_\_\_. *Statistical control by monitoring and feedback adjustment*. John Wiley & Sons, Inc. NY, 1997.

- CAMPANELLA, J. *Principles of quality costs: principles, implementation and use*. American Society for Quality, Quality costs committee of the Quality Management Division, 1999.
- CHARENZA, W.W. and DEADMAN, D. *New directions in econometric practice general to specific modelling, cointegration and vector autoregression*. 2 ed. Edward Elgar Publisher Limited, Cheltenham, UK, 1997.
- COCHRANE, J.H. *Time series for macroeconomics and finance*. University of Chicago, Chicago, IL. Spring 1997.
- CROSBY, P.B. *Qualidade é investimento*. Ed. José Olimpo. Rio de Janeiro, 1979.
- CROWDER, S.V. (1987). *A simple method for studying run-length distributions of exponentially weighted moving average charts*. Technometrics, November, v.29, n.4, pp.401-407.
- \_\_\_\_\_. (1987). *Computation of ARL for combined individual measurements and moving range charts*. Journal of Quality Technology, April, v.19, n.2, pp.98 – 164.
- \_\_\_\_\_. (1987). *Average runs lengths of exponentially weighted moving average control charts*. Journal Quality Technology, v.19, pp.161 – 164.
- CROWDER, S.V. and HAMILTON, M.D. (1992). *An EWMA for monitoring a process standard deviation*. Journal of Quality Technology, January, v.24 n.1, pp.12 – 21.
- DEL CASTILLO, E. (1996). *A multivariate self-tuning controller for run-to-run process control under shift and trend disturbances*. IIE transactions, v.28, pp. 1011 – 1021.
- DOORNIK, J.A and HENDRY, D.F. *PcGive 8.0 na interactive econometric modelling system*. Institute of Economics and Statistics, University of Oxford. Chapman & Hall. 1995.
- DOORNIK, J.A and HENDRY, D.F. *PcFiml 8.0 interactive econometric modelling of dynamic systems*. Institute of Economics and Statistics, University of Oxford. Chapman & Hall. 1995.
- ENDERS, W. *Applied econometric time series*. Wiley series in probability and mathematical statistics. John Wiley and Sons, Inc., New York. N.Y. 1995.

- FARNAUM, N. R. & STANTON, L. W. (1989). *Quantitative forecasting methods*. Boston, PWS-Kent Publishing Company.
- FEIGENBAUM, A. V. *Total quality control*. McGraw-Hill, New York, 1986.
- FLATIN, F.W.; HAHN,G.J. and TUCKER, W. T. (1990). *Discussion – Exponentially weighted moving average control schemes: Properties and enhancements*. *Technometrics*, February, v.32, n.1, pp.19 – 20.
- FLURI, B.. *Common principal components and related multivariate models*. Wiley series in probability and mathematical statistics. John Wiley and Sons, Inc., New York. N.Y. 1988.
- FRANKLIN, F.G.; POWELL, D.J. and EMAMI-NAEINI, A. *Feedback control of dynamic systems*. 3 ed. Addison-Wesley Publishing Company, Inc. New York. N.Y. 1994.
- GOBERDHANSINGH, E.; CLUET, W.R. (1988). *Evaluation of an industrial PID autotuner*. Technical report. Department of Chemical Engineering, University of Toronto, Toronto, Canada M5S-1A4.
- GHOSH, S.; SMITH, W.; SCHUCANY, W. R. *Statistics of quality*. Statistics: textbooks and monograph series, vol. 153. Ed.: Gosh & Smith & Schucany. 1996.
- HAMILTON, J.D. *Time Series analysis*. Princeton University Press, Princeton – New Jersey, N.J. 1994.
- HAWKINS, D.M. (1974). *The detection of errors in multivariate data using principal components*. *Journal of the American Statistical Association*, v.69, pp. 340 – 344.
- \_\_\_\_\_. (1991). *Multivariate quality control based on regression-adjusted variables*. *Technometrics*, February v.33, n.1, pp.61 – 75.
- \_\_\_\_\_. (1993). *Regression adjustment for variables in multivariate quality control*. *Journal of Quality Technology*, July, v. 25, n. 3, pp.170 – 182.
- HILL, C.; GRIFFITHS, W.; JUDGE, G. *Econometria*. Editora Saraiva. São Paulo. 1999.
- HOTTELLING, H. (1933). *Analysis of a complex of Statistical variables into principal components*. *The Journal of Educational Psychology*, v.24, pp.417 – 441/498 – 520.



- \_\_\_\_\_. (1947). *Multivariate quality control*. Techniques of Statistical Analysis. McGraw Hill, NY, NY, pp.111 – 184.
- HUI, T.S. (1998). *Application of multivariate statistical methodologies to body-in-white assembly process*. Mechanical Engineering/ Industrial and Operations Engineering. University of Michigan. USA.
- HUNTER, J. S. (1986). *The exponentially weighted moving average*. Journal of Quality Technology, v.18, pp.203-210.
- ISHIKAWA, K. *What is total quality control?: the japanese way*. Trad. Para o inglês por David J. Lu. Englewood Cliffs: Prentice-Hall, 1985.
- JACKSON, J.E. (1956). *Quality control methods for two related variables*. Industrial Quality Control, January. pp. 4 – 8.
- \_\_\_\_\_. (1981). *Principal components and factor analysis: Part I – principal components*. Journal of Quality Technology, October. v.12, n.4, pp.201 – 213.
- \_\_\_\_\_. (1981). *Principal components and factor analysis: Part II – additional topics related to principal components*. Journal of Quality Technology, January, v.13. n.1, pp.46 – 58.
- \_\_\_\_\_. (1981). *Principal components and factor analysis: Part III – what is factor analysis?* Journal of Quality Technology, April. v.13, n.2, pp.125 – 130.
- JACKSON, J.E and MORRIS, R.H. (1957). *Application of multivariate quality control to photographic processing*. Journal of the American Statistical Association, v.52, n.2, pp. 186 – 199.
- JOHNSON, R.A., WICHERN, D.W. *Applied multivariate statistical analysis*. 3 ed. Prentice-Hall. New Jersey, 1992.
- \_\_\_\_\_. *Applied multivariate statistical analysis*. 4 ed. Prentice-Hall. New Jersey, 1998.
- KEATING, J.W. (1990). *Identifying VAR models under rational expectations*. Journal of Monetary Economics, v. 25, pp. 453 – 476.
- KENDALL, M.G. *A course in multivariate analysis*. Griffin, London, 1957.

- KHURI A.I. & CONLON M. (1981). *Simultaneous optimization of multiple responses represented by polynomial regression functions*. Technometrics, November. v. 23, n.4.
- LOWRY, C.A. and MONTGOMERY, D.C. (1995). *A review of multivariate control charts*. IIE Transactions v. 27, pp.800 – 810.
- LOWRY, C.A.; WOODWALL, W.H.; CHAMP, C.W.; RIGDON, S.E. (1992). *A multivariate exponentially weighted moving average control chart*. Technometrics, February, v.34, n.1, pp.46 – 53.
- LUCAS, J.M. (1973). *A modified V-mask control schemes*. Technometrics, v.15, pp. 833 – 847.
- LUCAS, M.J and SACCUCCI, M.S. (1990). *Exponentially weighted moving average control schemes: Properties and enhancements*. Technometrics, February. v.32. n.1, pp.1 – 12.
- \_\_\_\_\_. (1990). *Exponentially weighted moving average control schemes: Properties and enhancements*. Technometrics, v.20, pp.85 – 93.
- LÜTKEPOHL, H. *Introduction to multiple time series analysis*. 2 ed. Springer-Verlag Berlin – Germany, 1991.
- MARDIA, K.V.; KENT, J.T. and BIBBY, J.M. *Multivariate analysis*. Academic, London. 1979.
- Mac GREGOR, J.F. (1987). *Interface between process control and on-line statistical process control*. Computational System Technology Division Communication, v.10, pp.9-20.
- Mac GREGOR, J.F., and HARRIS, T.J. (1990). *Discussion of exponentially weighted moving average schemes: Properties and enhancements*, by J.M. LUCAS and M.S. SACCUCCI. Technometrics, February. v.32, n. 1, pp.23 – 26.
- Mac GREGOR, J.F. and NOMIKOS, P. (1995). *Multivariate SPC chart for monitoring batch process*. Technometrics, February, v. 37, n.1, pp.41 – 59.
- Mac GREGOR, J.F., and KOURTI, T. (1996). *Multivariate SPC for process and product monitoring*. Journal of Quality Technology, October, v.28, n.4, pp. 409 – 428.

- MADDALA, G.S. *Introduction to econometrics*. 2. ed. Prentice-Hall Inc. Englewood Cliffs, New Jersey, 1992.
- MASON, R. L.; TRACY, N. D.; and YOUNG, J. C. (1995). *Decomposition of  $T^2$  for multivariate control chart interpretation*. Journal of Quality Technology, v. 27, pp.99 – 108.
- MATTEUCCI, S y COLMA, A. *Metodología para el estudio de la vegetación*, monografía científica n. 22, serie de biología, Secretaría General de la Organización de los Estados Americanos, Washington, D.C., 1982.
- MONTGOMERY, D.C. *Introduction to statistical quality control*. 3. ed. New York: John Wiley & Sons, Inc. 1997.
- MONTGOMERY, D.C. and MASTRANGELO, C.M. (1991). *Some statistical process control methods for autocorrelated data*. Journal of Quality Technology, July, v. 23, n. 3, pp.179 – 204.
- MONTGOMERY, D.C; KEATS, J.B.; RUNGER, G.C. and MESSINA, W.S. (1994). *Integrating statistical process control and engineering process control*. Journal of Quality Technology, April, v.26, n.2, pp. 79 – 87.
- MORRISON, D.F. *Multivariate statistical methods*. 2. Ed., New York, NY. Mc Graw Hill. (1976).
- NOMIKOS, J.E. and Mac GREGOR, J.F (1995). *Multivariate SPC charts monitoring batch process*. Technometrics, February. v. 37 n. 1.
- MURPHY, B .J. (1987). *Selecting out of control variables with the  $T^2$  multivariate quality control procedure*. The Statistician, v.36, pp. 571 - 583.
- PEARSON, K. (1901). *On lines and planes of closed fit to system of point in space*. Phil. Mag., v. 6, pp. 559 – 572.
- PEREIRA, J. C. R. *Análise de dados qualitativos: estratégias metodológicas para as ciências da saúde, humanas e sociais*. Editora da universidade de São Paulo. São Paulo. 1999.
- PLA, L.E. *Analysis multivariado: Metodo de componentes principales*. Departamento de Producción Vegetal. Area de Ciencias del agro Y del mar. Universidad Nacional Experimental Francisco de Miranda. Coro, Falcón, Venezuela. Secretaría General de la Organización de los Estados Americanos, Washington, D.C. 1986.

- RAMIREZ, W.F. (1994). *Process control and identification*. Academic Press, Inc. San Diego, C.A.
- REINSEL, G. C. *Elements of multivariate time series analysis*. Springer-Verlag. New York, 1993.
- ROBERTS, S.W. (1959). *Control charts tests based on geometric moving averages*. *Technometrics*, v. 1, pp. 239 - 250.
- ROBINSON, P.B. and Ho, T.Y. (1978). *Average runs lengths of geometric moving average charts by numerical methods*. *Technometrics*, February, v.37 n. 1.
- ROBLES, A. Jr. *Custos da qualidade, uma estratégia para a competição global*. Ed. Atlas. São Paulo, 1994.
- RYAN, T.P. *Statistical Methods for quality improvement*. John Wiley & Sons, Inc. New York, NY. 1989.
- SACHS, E.; HU, A. and INGOLFSSON, A. (1995). *Run by run process control: Combining SPC and feedback control*. *IEEE Transaction on Semiconductor Manufacturing*, February, v. 8, n. 1, pp. 26 – 43.
- SEBER, G.A.F. *Multivariate observation*. Wiley Series in Probability and Mathematical Statistics. John Wiley and Sons, Inc. NY, 1984.
- SIMS, C.A. (1980). *Macroeconomics and reality*. *Econometrica*, v. 48, pp. 1 – 48.
- SHEWHART, W. A. (1931). *Economic control of quality of manufactured product*. Princeton, NJ: Van Nostrand Reinhold.
- SHINSKEY, F.G. *Feedback controllers for the process industries*. Mc Graw Hill, Inc., New York. N.Y. 1994.
- TELHADA, M.A.L.(1995). *Cartas de controle multivariadas*. Tese de Doutorado. Escola Politécnica da USP. Engenharia de Produção. [Orientador: José Joaquim do Amaral Ferreira].
- TIMM, N.H., (1996). *Multivariate quality control using finite intersection tests*. *Journal of Quality Technology*, April, v. 28, n.2. pp. 233 – 243.
- TRACY, N.D.; YOUNG, J.C.; MASON, R.L. (1992). *Multivariate control charts for individual observations*. *Journal of Quality Technology*, April. v.24. n.2.

- TRACY, N.D.; YOUNG, J.C.; MASON, R.L. (1995). *A bivariate control chart for paired measurements*. Journal of Quality Technology, v.27. pp. 370 - 376.
- TRACY, N.D.; YOUNG, J.C.; MASON, R.L. (1997). *A practical approach for interpreting multivariate  $T^2$  control chart signals*. Journal of Quality Technology, October, v. 29, n.4, pp. 396 – 406.
- TSUI, K., HAYTER, A. J., (1994). *Identification and quantification in multivariate quality control problems*. Journal of quality technology, July, v. 26, n. 3. pp. 197 – 208.
- TUCKER, W.T; FALTIN, F.W and VANDER WIEL, S.A.V. (1993). *Algorithmic statistical process control: An elaboration*. Technometrics, November, v. 35. n. 4.
- VANDER WIEL, S.A. (1996). *Monitoring process that wander using integrated moving average models*. Technometrics, May, v. 38, n. 2.
- VANDER WIEL, S.V.;TUCKER, W.T; FLATIN, F.W. and DOGANAKSOY, N. (1992). *Algorithmic statistical process control: Concepts and applications*. Technometrics, August, v. 34, pp. 286-297.
- WADE, M. R. AND WOODALL, W.H. (1993). *A review and analysis of cause-selected control charts*. Journal of Quality Technology, v. 25, pp.161 – 169.
- WASSERMAN, G.S. (1995). *An adaptation of the EWMA chart for short run SPC*. International Journal of Production Research, v. 33, n. 10, pp. 2821 – 2833.
- WITTENMARK, B. (1986). *On the role of filters in adaptative control*. Technical report EE86662, University of Newcastle, N.S.W., Australia.
- WOODALL, W.H. e MARAGAH, H.D. (1990). *Exponentially weighted moving average control Schemes: Properties and enhancements. - Discussion*, Technometrics, February, v. 32 n. 1, pp. 17 – 18.
- WOODALL, W.H. e NCUBE, M. (1985). *Multivariate CUSUM quality control procedure*. Technometrics, August, v. 27, n. 3, pp. 285 - 292.
- ZHANG, G.X (1985). *Cause selecting control-charts - A new type of quality control charts*. The RQ Journal 12, pp. 221-225.

ZELLNER, A. (1962). *An efficient method of estimating seemingly unrelated regressions and tests for aggregation bias*. American Statistical Association Journal, June, pp. 348 – 368.

ZELLNER, A. and THEIL, H. (1962). *Three-stage least squares: Simultaneous estimation of simultaneous equations*. Econometrica, January, v. 30, n. 1.

## **7 ANEXOS**

## ANEXO 01 – Componentes principais extraídas das variáveis do forno 1

TABELA 14 – Componentes principais das variáveis de temperatura do forno 1

	Componentes Principais					
	CP 1	CP 2	CP 3	CP 4	CP 5	CP 6
1	1,82161	-1,01383	-0,04966	0,79423	-0,47591	-0,62772
2	2,00974	0,13721	-0,08486	0,19504	-0,05123	-0,54149
3	1,94562	0,15597	1,12498	0,80731	0,41204	-0,59687
4	2,02826	0,49266	-1,17428	2,06365	1,46438	1,25215
5	2,34660	0,45416	-0,15445	2,36869	0,27675	0,40237
6	2,41041	-0,59642	0,54572	0,37615	0,64422	0,86405
7	2,22561	-1,88232	1,34043	0,47955	0,95716	0,24535
8	1,90600	-0,81631	0,48391	0,36351	1,15406	-0,60447
9	0,91118	0,63860	-0,38823	0,01637	-0,14674	-0,87852
10	0,24125	0,61633	-0,32189	-0,39194	-0,44081	-0,47487
11	-0,40348	0,36291	0,34069	-0,31049	-0,55217	-0,20840
12	0,17146	0,37703	0,46020	-0,57705	0,14331	-0,55735
13	-0,36220	0,46000	0,61048	-0,64023	-0,07102	-0,22328
14	-0,02470	0,40761	0,48119	-0,49060	-0,24709	0,01210
15	-0,13142	0,62475	0,86818	-0,41946	0,21796	-0,22206
16	-0,20401	0,50306	0,69186	-0,91874	0,43381	-0,42354
17	0,36502	-0,01634	0,86317	-0,36596	0,09320	-0,33813
18	0,07316	0,39534	0,49256	-1,19082	0,73188	-0,71010
19	-0,04902	0,91428	1,78718	-1,75030	2,31224	-1,08539
20	0,22936	0,45289	0,90428	-2,31371	1,80607	-0,75672
21	0,75927	-0,21787	0,55218	0,23704	-1,09588	0,49284
22	-0,19688	0,29637	1,46732	0,40891	-0,37858	-0,02629
23	0,95336	-0,64661	0,40669	0,71071	-0,18508	0,30177
24	1,41177	0,62336	-0,00848	-0,91565	-0,63268	0,59019
25	1,56571	0,43663	-0,55878	-0,72972	-1,12004	0,74492
26	1,81839	0,26560	-0,96469	-0,53378	-1,68279	1,12401
27	1,58298	0,34737	-0,77118	-0,60974	-1,47654	0,92927
28	1,37042	0,43281	-0,59081	-0,66875	-1,31727	0,84307
29	1,14865	0,47041	-0,50690	-0,65162	-1,27727	0,66051
30	0,76458	0,54987	-0,29828	-0,80967	-1,20044	0,67933
31	0,58150	1,38985	0,27878	-1,14385	-1,92875	1,09677
32	-0,89821	-3,06116	4,08787	2,01043	-1,62241	1,28627
33	0,02660	-1,69413	2,75674	1,68269	-0,57114	1,39945
34	-0,85635	2,10706	1,54475	-0,08715	-0,39651	0,42717
35	-1,44612	1,81850	2,02015	-0,93352	0,88023	1,23776
36	-0,74813	0,47943	0,75624	-1,26192	0,31613	-0,34200
37	-1,43009	0,40974	1,08692	2,01967	-0,12642	-1,02002
38	-1,02207	-0,65441	0,07570	-0,40427	0,27287	2,51233
39	-0,84715	1,75352	0,05487	-0,40079	-0,76118	-0,21495
40	-0,79568	1,49395	-1,48924	0,74198	1,79475	1,63948
41	-0,47072	1,30405	-0,22988	0,70412	1,45938	0,38287
42	-0,45655	1,16543	-0,48859	0,62745	1,28486	0,29825
43	-0,53998	0,88894	-0,03219	-1,16424	1,62929	0,33936
44	-0,60307	0,96546	0,24132	-0,70979	0,80309	-0,37091
45	-0,46874	0,72517	0,63380	-0,49628	1,91950	0,04477
46	-0,34618	1,30375	1,68979	1,06945	1,82834	0,13477
47	0,51934	1,66664	0,32425	1,44716	0,41595	0,89206
48	-0,05972	1,23366	-0,40043	2,21840	-0,56887	0,24081
49	1,48788	0,09992	-0,18329	-0,25507	0,19839	-0,91734
50	1,22846	-1,11890	-0,51005	-0,04507	0,47225	-0,20895
51	0,91667	-0,34155	0,00760	0,38144	0,63571	-2,06760
52	0,77953	-1,53222	-0,11047	0,07550	2,51124	-1,78333
53	-0,08664	-1,39728	0,29378	1,02500	0,73027	-2,01810
54	0,12177	-1,02075	-1,26140	-0,21998	-0,03146	-1,66043
55	-0,95251	0,45609	-0,69251	0,50508	-2,33948	-1,79940
56	-1,48558	-0,58000	-2,04817	1,63627	0,96098	-0,79066
57	-1,36207	-2,03080	-1,86682	0,34705	0,68050	0,72524

Continuação ...



Continuação ...						
58	-0,91629	-1,21643	-2,43861	0,54259	0,50199	-1,02215
59	-1,08163	-0,54343	-0,79902	0,29342	-0,51078	0,83608
60	-0,65069	-2,18207	-0,26994	-0,21317	1,01884	-0,60378
61	-0,54722	-0,39507	-0,21125	-0,21573	-0,05919	-1,37121
62	-1,24881	0,84472	-1,16392	1,61852	-0,39287	-0,70568
63	-0,65278	-0,17985	0,76773	0,23462	-1,09525	-1,40560
64	-0,16918	-0,02785	-0,30993	-1,18198	-0,66606	0,02972
65	-0,38635	0,07767	-0,13667	-1,13386	-0,15730	-0,81275
66	-0,54685	0,12228	-0,56239	-0,03776	-0,00277	0,52760
67	-0,44863	-0,85886	0,27068	-1,39345	0,06483	0,84227
68	-1,02613	-0,97990	0,25650	-0,87759	-0,52347	-0,62169
69	-0,32873	-1,17512	-0,46804	-0,49891	-0,47778	-1,21568
70	-0,53118	-1,81630	-1,37524	-0,17389	1,83923	2,90312
71	0,16610	-0,06485	-2,22945	0,25483	0,66136	1,65518
72	-0,23794	0,18174	-0,69997	0,45875	0,03070	0,32975
73	-0,23287	0,46208	-0,76143	0,53827	-2,10488	-1,52724
74	-0,39890	0,22981	0,04299	0,33410	-1,82679	-1,05410
75	-0,66854	0,60818	0,35884	0,41281	0,35749	0,92754
76	-0,33986	-1,06035	-1,53904	-0,78743	0,18808	1,41657
77	-1,18228	0,16278	0,68746	1,11866	-0,51027	0,97030
78	-0,82960	-0,56979	-0,46965	0,36217	-1,19449	-1,13754
79	-0,90155	-0,34267	-0,08557	0,38354	-0,71957	-1,20911
80	-1,36970	-1,28374	0,22380	0,15274	-0,47093	-0,03668
81	-1,03600	0,97804	-1,12709	1,20082	0,18256	0,33014
82	-0,90473	-0,22286	-0,28685	1,03222	0,03618	0,08611
83	-0,89095	-0,67749	-0,14082	-0,54602	-1,49795	1,61803
84	-0,67557	-0,30148	-0,14249	-0,14403	-0,53154	1,69673
85	-0,87302	0,65709	0,62794	1,07323	-0,74377	0,16755
86	-0,08631	2,08793	-0,84577	1,51552	0,37823	-0,83777
87	0,64323	-0,03258	-0,47798	-0,46174	-0,22285	-1,10069
88	-0,06155	0,13078	0,01313	-0,82556	-0,06006	-0,98267
89	0,33159	-0,18481	-0,44625	-1,82511	-0,08448	-0,27764
90	-0,00805	-0,49978	-0,92042	-2,32974	-0,81822	0,28593
91	-0,92672	-1,51187	0,21464	-1,50136	0,22664	0,57505
92	-0,45722	-1,47142	0,35606	-1,28213	0,44210	0,39390

Continuação ...						
Componentes Principais						
	CP 7	CP 8	CP 9	CP 10	CP 11	CP 12
1	-0,20040	2,46493	-2,11973	-0,06155	-0,29721	0,49749
2	0,02635	0,88017	-0,89399	-0,77985	-0,19386	1,69806
3	-0,12778	0,77275	-0,05478	0,11446	-0,87401	1,85311
4	-1,72880	0,64540	0,17775	-0,50356	-0,63757	0,40630
5	0,45628	0,22314	-0,57375	-1,80843	1,02750	0,40401
6	-1,04469	0,01179	-0,34810	-0,19336	-1,46111	-1,76944
7	0,29374	-2,34025	-0,21980	-0,13443	1,41047	0,65821
8	1,34214	-0,83511	-0,79594	2,46966	-0,59939	-0,13530
9	-0,30091	-1,37435	-0,49297	-1,32025	0,95407	-1,64307
10	-0,67109	-1,60094	-1,16740	-0,80651	1,03882	-0,58151
11	-0,73077	-1,62633	-0,34823	0,15652	-0,15200	-0,78870
12	-0,27851	-0,45363	-0,12190	-0,12142	-0,17250	0,61469
13	-0,54566	-1,42956	-0,60286	0,26892	-0,45043	-0,59127
14	-0,56126	-1,43651	-1,25721	0,24520	-0,79601	-0,75123
15	-0,62750	-1,74973	-1,06971	0,01847	-1,39300	-0,55143
16	-0,24423	-0,92967	-0,50058	-0,10977	-1,36802	0,05689
17	0,21511	0,04573	0,80281	0,89475	-0,66993	-1,31036
18	0,32757	-0,21451	0,21167	-0,33007	-1,29003	-0,55642
19	0,33613	0,08306	-0,04046	0,10622	-1,05088	1,66210
20	1,02152	0,99399	-0,14299	0,15928	-1,15336	0,28771
21	-0,65020	0,03219	-1,10207	1,50541	0,50932	0,86276
22	-1,25065	-10,11962	-0,36649	1,11578	-0,52140	2,11906
23	-1,88503	-0,45915	1,97194	-0,17053	0,74899	0,01138

Continuação ...

24	0,35349	-0,36194	0,34976	0,80703	0,88245	1,32427
25	0,42633	-0,43505	0,20634	0,23962	-0,40790	0,70434
26	0,37147	-0,55642	-0,47500	0,20982	-0,78806	0,10131
27	0,40011	-0,68638	0,05214	0,34215	-0,29877	-0,22166
28	0,36950	-0,90176	0,26060	0,42085	-0,21935	-0,41720
29	0,26378	-0,89258	0,73051	0,39766	0,14891	0,11504
30	0,17197	-1,23099	0,83265	0,71402	0,50214	-0,22424
31	-0,71085	0,23471	1,33796	-0,53067	1,36940	-1,61422
32	1,90106	0,79988	2,28427	-1,00388	-0,79428	-0,69904
33	0,74917	1,08690	-1,18763	0,59210	1,70692	0,08349
34	0,61248	1,42470	-1,05798	-0,73990	1,83964	0,92415
35	-0,79252	0,63383	-0,44305	-10,06798	1,36948	0,91672
36	-0,43470	-0,86241	-0,43133	0,27356	-0,73736	1,00734
37	0,74346	0,10794	-0,63349	-0,40349	-0,89743	0,70428
38	-0,89832	-0,53051	0,41185	-0,09739	-1,07327	-0,26651
39	-2,71958	1,57956	0,98034	0,74194	0,63625	1,15122
40	0,57524	0,47082	-0,54739	-0,16426	0,96169	-0,02394
41	-0,37489	-0,02949	0,53039	1,48108	0,16826	-0,72707
42	-0,26496	0,41097	0,93569	1,42063	0,59600	-0,39960
43	1,19165	-0,33705	-0,48086	-1,27711	0,93162	-0,88962
44	2,93356	0,84343	-0,14071	-0,29818	-0,89814	-0,90963
45	1,36525	-0,09179	1,10241	-1,21554	-0,90038	-1,13139
46	-0,08938	-1,99341	-0,00027	-0,95443	-0,16847	0,22097
47	-0,86743	2,31227	1,65405	0,05554	-1,02839	-2,71848
48	0,64424	0,44134	-0,31953	2,43597	-1,49143	-0,70966
49	0,54217	0,79805	0,55708	-0,82211	-0,04163	-0,44058
50	-1,68797	1,13262	-1,41223	-1,59348	0,23711	-0,17606
51	-0,00558	1,47311	0,17634	-1,42081	0,87423	-0,83203
52	-0,41658	-0,62112	0,80702	0,03958	1,68073	-0,50101
53	0,37334	-0,94321	0,70944	1,88858	1,34689	-1,14596
54	1,15370	-0,83848	2,43562	0,90931	1,70293	0,65777
55	0,41943	-0,41240	1,61378	-0,49976	0,35013	1,55349
56	-0,21395	-0,68967	0,00078	1,45031	-0,93897	0,47851
57	-0,47348	-1,28237	-0,53792	-1,08856	-1,02845	0,68234
58	1,45195	-0,86733	-0,24491	-1,67552	0,73718	-0,96610
59	0,03015	0,28652	-2,31992	-0,83664	0,41588	-1,65763
60	-1,03893	-0,78350	0,30641	1,10103	-0,68107	0,88347
61	-0,61777	0,38238	-0,85149	-1,50403	-1,70674	-0,04468
62	0,06303	1,28672	-1,91975	1,18303	-0,38513	0,40675
63	0,51898	1,12420	-2,01209	1,55565	0,18145	0,06750
64	-0,04968	-0,20305	-0,60795	0,18308	-0,44719	-0,35544
65	0,02185	0,36140	1,15779	-0,43953	-0,08700	1,29946
66	0,75564	0,50456	1,04668	-1,01798	1,01474	0,74275
67	-1,26158	0,04717	1,57222	0,70040	-0,14087	-0,43881
68	-0,32924	1,47462	-0,47009	1,19927	0,88154	-0,69191
69	0,25023	2,23957	0,71629	-0,49128	-1,29336	-0,83344
70	1,89753	0,92568	1,03718	0,47477	0,27451	2,45723
71	-1,28321	1,17038	0,94930	-0,40638	-1,95646	0,18971
72	0,61397	0,41716	0,99943	-2,15331	-1,13798	1,81724
73	0,71408	-0,31823	0,46114	-0,86382	-1,40594	0,93117
74	0,93384	0,09884	0,37477	0,28132	-2,97241	0,85679
75	0,05828	-1,15354	-0,60385	-0,68734	-0,11090	0,38918
76	2,00680	-0,74660	-1,90671	1,61010	0,22347	0,34464
77	-0,48727	-0,58497	1,01798	0,35602	1,11108	2,37704
78	-1,32908	0,04122	-0,65309	-0,71217	1,17607	0,38585
79	-1,23205	-0,67022	-0,71383	-0,78038	0,30451	-1,12071
80	-2,68291	-0,61144	0,80585	-0,34016	-0,18555	-0,73341
81	-0,81905	-0,30164	1,55826	0,78503	-0,06380	-0,26413
82	-0,32861	0,18794	-1,32528	-1,58990	0,36570	0,25192
83	1,23413	-1,13107	-0,90770	-2,61166	0,76036	-0,03546
84	0,89933	0,24359	-0,04768	0,73791	-0,22630	-1,68368
85	1,86593	-0,53230	0,49263	0,97008	0,10076	-2,27151
86	0,56224	-0,05141	-0,43446	1,22248	2,58611	-0,06213
87	0,49485	0,58315	1,81183	-0,78681	0,58035	-1,00680
88	0,07125	0,34323	1,50707	-0,18158	1,21166	0,54715

Continuação ...

89	0,73761	1,36106	-0,04941	0,20609	0,25277	0,19972
90	0,72606	1,65247	-0,62052	0,93217	1,18435	0,09842
91	-1,65551	1,11031	-0,75857	0,76330	0,14797	-0,69181
92	-1,57543	1,47620	-0,61436	0,85961	1,08924	-0,41871

**ANEXO 02 – Valores da estatística EWMA para as componentes principais extraídas do forno 1**

**- Análise numérica da primeira componente principal**

TABELA 15 - Valores numéricos do gráfico EWMA com  $\lambda = 0,05$  e  $L = 2,50$  da primeira componente principal

<b>Amostr s</b>	<i>EWMA</i>	<i>Média</i>	<i>Desvio-padrão</i>	<i>n</i>	<i>LIC</i>	<i>LSC</i>
1	0,091081	1,82161	0,000000	1	-0,125000	0,125000
2	<b>0,187014</b>	<b>2,00974</b>	<b>0,188130</b>	<b>1</b>	<b>-0,172414</b>	<b>0,172414</b>
3	<b>0,274944</b>	<b>1,94562</b>	<b>0,064128</b>	<b>1</b>	<b>-0,206042</b>	<b>0,206042</b>
4	<b>0,362610</b>	<b>2,02826</b>	<b>0,082647</b>	<b>1</b>	<b>-0,232248</b>	<b>0,232248</b>
5	<b>0,461809</b>	<b>2,34660</b>	<b>0,318338</b>	<b>1</b>	<b>-0,253584</b>	<b>0,253584</b>
6	<b>0,559239</b>	<b>2,41041</b>	<b>0,063814</b>	<b>1</b>	<b>-0,271404</b>	<b>0,271404</b>
7	<b>0,642558</b>	<b>2,22561</b>	<b>0,184808</b>	<b>1</b>	<b>-0,286537</b>	<b>0,286537</b>
8	<b>0,705730</b>	<b>1,90600</b>	<b>0,319607</b>	<b>1</b>	<b>-0,299538</b>	<b>0,299538</b>
9	<b>0,716002</b>	<b>0,91118</b>	<b>0,994822</b>	<b>1</b>	<b>-0,310806</b>	<b>0,310806</b>
10	<b>0,692265</b>	<b>0,24125</b>	<b>0,669928</b>	<b>1</b>	<b>-0,320635</b>	<b>0,320635</b>
11	<b>0,637478</b>	<b>-0,40348</b>	<b>0,644725</b>	<b>1</b>	<b>-0,329254</b>	<b>0,329254</b>
12	<b>0,614176</b>	<b>0,17146</b>	<b>0,574932</b>	<b>1</b>	<b>-0,336843</b>	<b>0,336843</b>
13	<b>0,565358</b>	<b>-0,36220</b>	<b>0,533654</b>	<b>1</b>	<b>-0,343549</b>	<b>0,343549</b>
14	<b>0,535855</b>	<b>-0,02470</b>	<b>0,337503</b>	<b>1</b>	<b>-0,349490</b>	<b>0,349490</b>
15	<b>0,502491</b>	<b>-0,13142</b>	<b>0,106724</b>	<b>1</b>	<b>-0,354766</b>	<b>0,354766</b>
16	<b>0,467166</b>	<b>-0,20401</b>	<b>0,072587</b>	<b>1</b>	<b>-0,359462</b>	<b>0,359462</b>
17	<b>0,462059</b>	<b>0,36502</b>	<b>0,569028</b>	<b>1</b>	<b>-0,363648</b>	<b>0,363648</b>
18	<b>0,442614</b>	<b>0,07316</b>	<b>0,291862</b>	<b>1</b>	<b>-0,367384</b>	<b>0,367384</b>
19	<b>0,418033</b>	<b>-0,04902</b>	<b>0,122178</b>	<b>1</b>	<b>-0,370724</b>	<b>0,370724</b>
20	<b>0,408599</b>	<b>0,22936</b>	<b>0,278375</b>	<b>1</b>	<b>-0,373713</b>	<b>0,373713</b>
21	<b>0,426132</b>	<b>0,75927</b>	<b>0,529914</b>	<b>1</b>	<b>-0,376390</b>	<b>0,376390</b>
22	<b>0,394982</b>	<b>-0,19688</b>	<b>0,956154</b>	<b>1</b>	<b>-0,378790</b>	<b>0,378790</b>
23	<b>0,422900</b>	<b>0,95336</b>	<b>1,150243</b>	<b>1</b>	<b>-0,380943</b>	<b>0,380943</b>
24	<b>0,472344</b>	<b>1,41177</b>	<b>0,458408</b>	<b>1</b>	<b>-0,382875</b>	<b>0,382875</b>
25	<b>0,527012</b>	<b>1,56571</b>	<b>0,153945</b>	<b>1</b>	<b>-0,384611</b>	<b>0,384611</b>
26	<b>0,591581</b>	<b>1,81839</b>	<b>0,252680</b>	<b>1</b>	<b>-0,386171</b>	<b>0,386171</b>
27	<b>0,641151</b>	<b>1,58298</b>	<b>0,235411</b>	<b>1</b>	<b>-0,387573</b>	<b>0,387573</b>
28	<b>0,677615</b>	<b>1,37042</b>	<b>0,212558</b>	<b>1</b>	<b>-0,388834</b>	<b>0,388834</b>
29	<b>0,701167</b>	<b>1,14865</b>	<b>0,221771</b>	<b>1</b>	<b>-0,389969</b>	<b>0,389969</b>
30	<b>0,704337</b>	<b>0,76458</b>	<b>0,384073</b>	<b>1</b>	<b>-0,390990</b>	<b>0,390990</b>
31	<b>0,698195</b>	<b>0,58150</b>	<b>0,183080</b>	<b>1</b>	<b>-0,391910</b>	<b>0,391910</b>
32	<b>0,618375</b>	<b>-0,89821</b>	<b>10,479714</b>	<b>1</b>	<b>-0,392738</b>	<b>0,392738</b>
33	<b>0,588786</b>	<b>0,02660</b>	<b>0,924816</b>	<b>1</b>	<b>-0,393483</b>	<b>0,393483</b>
34	<b>0,516529</b>	<b>-0,85635</b>	<b>0,882955</b>	<b>1</b>	<b>-0,394155</b>	<b>0,394155</b>
35	<b>0,418397</b>	<b>-1,44612</b>	<b>0,589765</b>	<b>1</b>	<b>-0,394761</b>	<b>0,394761</b>
36	0,360071	-0,74813	0,697991	1	-0,395306	0,395306
37	0,270563	-1,43009	0,681964	1	-0,395798	0,395798
38	0,205931	-1,02207	0,408017	1	-0,396241	0,396241
39	0,153277	-0,84715	0,174924	1	-0,396641	0,396641
40	0,105829	-0,79568	0,051471	1	-0,397001	0,397001
41	0,077002	-0,47072	0,324958	1	-0,397326	0,397326
42	0,050324	-0,45655	0,014174	1	-0,397619	0,397619
43	0,020809	-0,53998	0,083438	1	-0,397883	0,397883
44	-0,010385	-0,60307	0,063085	1	-0,398121	0,398121
45	-0,033303	-0,46874	0,134324	1	-0,398336	0,398336
46	-0,048946	-0,34618	0,122569	1	-0,398530	0,398530
47	-0,020532	0,51934	0,865520	1	-0,398705	0,398705
48	-0,022491	-0,05972	0,579070	1	-0,398863	0,398863
49	0,053027	1,48788	1,547606	1	-0,399005	0,399005

Continuação ...

50	0,111799	1,22846	0,259417	1	-0,399134	0,399134
51	0,152043	0,91667	0,311796	1	-0,399249	0,399249
52	0,183417	0,77953	0,137141	1	-0,399354	0,399354
53	0,169914	-0,08664	0,866168	1	-0,399448	0,399448
54	0,167507	0,12177	0,208407	1	-0,399533	0,399533
55	0,111506	-0,95251	1,074277	1	-0,399610	0,399610
56	0,031651	-1,48558	0,533069	1	-0,399680	0,399680
57	-0,038035	-1,36207	0,123511	1	-0,399742	0,399742
58	-0,081948	-0,91629	0,445773	1	-0,399798	0,399798
59	-0,131932	-1,08163	0,165336	1	-0,399849	0,399849
60	-0,157870	-0,65069	0,430942	1	-0,399895	0,399895
61	-0,177337	-0,54722	0,103471	1	-0,399937	0,399937
62	-0,230911	-1,24881	0,701590	1	-0,399974	0,399974
63	-0,252004	-0,65278	0,596027	1	-0,400008	0,400008
64	-0,247863	-0,16918	0,483600	1	-0,400038	0,400038
65	-0,254787	-0,38635	0,217166	1	-0,400066	0,400066
66	-0,269390	-0,54685	0,160500	1	-0,400091	0,400091
67	-0,278352	-0,44863	0,098214	1	-0,400113	0,400113
68	-0,315741	-1,02613	0,577498	1	-0,400133	0,400133
69	-0,316391	-0,32873	0,697403	1	-0,400152	0,400152
70	-0,327130	-0,53118	0,202455	1	-0,400168	0,400168
71	-0,302469	0,16610	0,697288	1	-0,400183	0,400183
72	-0,299242	-0,23794	0,404044	1	-0,400196	0,400196
73	-0,295924	-0,23287	0,005069	1	-0,400208	0,400208
74	-0,301072	-0,39890	0,166026	1	-0,400219	0,400219
75	-0,319446	-0,66854	0,269643	1	-0,400229	0,400229
76	-0,320466	-0,33986	0,328684	1	-0,400238	0,400238
77	-0,363557	-1,18228	0,842421	1	-0,400246	0,400246
78	-0,386859	-0,82960	0,352674	1	-0,400253	0,400253
<b>79</b>	<b>-0,412594</b>	<b>-0,90155</b>	<b>0,071950</b>	<b>1</b>	<b>-0,400260</b>	<b>0,400260</b>
<b>80</b>	<b>-0,460449</b>	<b>-1,36970</b>	<b>0,468151</b>	<b>1</b>	<b>-0,400266</b>	<b>0,400266</b>
<b>81</b>	<b>-0,489227</b>	<b>-1,03600</b>	<b>0,333704</b>	<b>1</b>	<b>-0,400271</b>	<b>0,400271</b>
<b>82</b>	<b>-0,510002</b>	<b>-0,90473</b>	<b>0,131275</b>	<b>1</b>	<b>-0,400276</b>	<b>0,400276</b>
<b>83</b>	<b>-0,529049</b>	<b>-0,89095</b>	<b>0,013774</b>	<b>1</b>	<b>-0,400280</b>	<b>0,400280</b>
<b>84</b>	<b>-0,536375</b>	<b>-0,67557</b>	<b>0,215380</b>	<b>1</b>	<b>-0,400284</b>	<b>0,400284</b>
<b>85</b>	<b>-0,553208</b>	<b>-0,87302</b>	<b>0,197449</b>	<b>1</b>	<b>-0,400288</b>	<b>0,400288</b>
<b>86</b>	<b>-0,529863</b>	<b>-0,08631</b>	<b>0,786711</b>	<b>1</b>	<b>-0,400291</b>	<b>0,400291</b>
<b>87</b>	<b>-0,471208</b>	<b>0,64323</b>	<b>0,729539</b>	<b>1</b>	<b>-0,400294</b>	<b>0,400294</b>
<b>88</b>	<b>-0,450725</b>	<b>-0,06155</b>	<b>0,704784</b>	<b>1</b>	<b>-0,400296</b>	<b>0,400296</b>
<b>89</b>	<b>-0,411609</b>	<b>0,33159</b>	<b>0,393149</b>	<b>1</b>	<b>-0,400299</b>	<b>0,400299</b>
90	-0,391432	-0,00805	0,339649	1	-0,400301	0,400301
<b>91</b>	<b>-0,418196</b>	<b>-0,92672</b>	<b>0,918662</b>	<b>1</b>	<b>-0,400303</b>	<b>0,400303</b>
<b>92</b>	<b>-0,420147</b>	<b>-0,45722</b>	<b>0,469497</b>	<b>1</b>	<b>-0,400304</b>	<b>0,400304</b>

\* as amostras que estão fora dos limites de controle do gráfico EWMA estão apresentadas em negrito;

**- Análise numérica da segunda componente principal**

TABELA 16 - Valores numéricos do gráfico EWMA com  $\lambda = 0,05$  e  $L = 2,50$  da segunda componente principal

<b>Amostr s</b>	<i>EWMA</i>	<i>Média</i>	<i>Desvio-padrão</i>	<i>n</i>	<i>LIC</i>	<i>LSC</i>
1	-0,050691	-1,01383	0,000000	1	-0,125000	0,125000
2	-0,041296	0,13721	10,151037	1	-0,172414	0,172414
3	-0,031433	0,15597	0,018763	1	-0,206042	0,206042
4	-0,005228	0,49266	0,336691	1	-0,232248	0,232248
5	0,017741	0,45416	0,038499	1	-0,253584	0,253584
6	-0,012967	-0,59642	1,050582	1	-0,271404	0,271404
7	-0,106434	-1,88232	1,285897	1	-0,286537	0,286537
8	-0,141928	-0,81631	1,066009	1	-0,299538	0,299538
9	-0,102901	0,63860	1,454909	1	-0,310806	0,310806
10	-0,066939	0,61633	0,022268	1	-0,320635	0,320635
11	-0,045447	0,36291	0,253425	1	-0,329254	0,329254
12	-0,024323	0,37703	0,014119	1	-0,336843	0,336843
13	-0,000107	0,46000	0,082969	1	-0,343549	0,343549
14	0,020278	0,40761	0,052392	1	-0,349490	0,349490
15	0,050502	0,62475	0,217140	1	-0,354766	0,354766
16	0,073129	0,50306	0,121690	1	-0,359462	0,359462
17	0,068656	-0,01634	0,519399	1	-0,363648	0,363648
18	0,084990	0,39534	0,411682	1	-0,367384	0,367384
19	0,126454	0,91428	0,518942	1	-0,370724	0,370724
20	0,142776	0,45289	0,461393	1	-0,373713	0,373713
21	0,124744	-0,21787	0,670756	1	-0,376390	0,376390
22	0,133325	0,29637	0,514239	1	-0,378790	0,378790
23	0,094328	-0,64661	0,942979	1	-0,380943	0,380943
24	0,120780	0,62336	1,269973	1	-0,382875	0,382875
25	0,136573	0,43663	0,186730	1	-0,384611	0,384611
26	0,143024	0,26560	0,171038	1	-0,386171	0,386171
27	0,153241	0,34737	0,081773	1	-0,387573	0,387573
28	0,167220	0,43281	0,085440	1	-0,388834	0,388834
29	0,182379	0,47041	0,037599	1	-0,389969	0,389969
30	0,200754	0,54987	0,079459	1	-0,390990	0,390990
31	0,260208	1,38985	0,839980	1	-0,391910	0,391910
32	0,094140	-3,06116	4,451008	1	-0,392738	0,392738
33	0,004726	-1,69413	1,367026	1	-0,393483	0,393483
34	0,109843	2,10706	3,801196	1	-0,394155	0,394155
35	0,195276	1,81850	0,288567	1	-0,394761	0,394761
36	0,209484	0,47943	1,339062	1	-0,395306	0,395306
37	0,219496	0,40974	0,069694	1	-0,395798	0,395798
38	0,175801	-0,65441	1,064154	1	-0,396241	0,396241
39	0,254687	1,75352	2,407938	1	-0,396641	0,396641
40	0,316650	1,49395	0,259577	1	-0,397001	0,397001
41	0,366020	1,30405	0,189892	1	-0,397326	0,397326
42	<b>0,405991</b>	<b>1,16543</b>	<b>0,138628</b>	<b>1</b>	<b>-0,397619</b>	<b>0,397619</b>
43	<b>0,430138</b>	<b>0,88894</b>	<b>0,276488</b>	<b>1</b>	<b>-0,397883</b>	<b>0,397883</b>
44	<b>0,456904</b>	<b>0,96546</b>	<b>0,076521</b>	<b>1</b>	<b>-0,398121</b>	<b>0,398121</b>
45	<b>0,470317</b>	<b>0,72517</b>	<b>0,240291</b>	<b>1</b>	<b>-0,398336</b>	<b>0,398336</b>
46	<b>0,511989</b>	<b>1,30375</b>	<b>0,578578</b>	<b>1</b>	<b>-0,398530</b>	<b>0,398530</b>
47	<b>0,569721</b>	<b>1,66664</b>	<b>0,362889</b>	<b>1</b>	<b>-0,398705</b>	<b>0,398705</b>
48	<b>0,602918</b>	<b>1,23366</b>	<b>0,432973</b>	<b>1</b>	<b>-0,398863</b>	<b>0,398863</b>
49	<b>0,577768</b>	<b>0,09992</b>	<b>1,133738</b>	<b>1</b>	<b>-0,399005</b>	<b>0,399005</b>
50	<b>0,492935</b>	<b>-1,11890</b>	<b>1,218828</b>	<b>1</b>	<b>-0,399134</b>	<b>0,399134</b>
51	<b>0,451211</b>	<b>-0,34155</b>	<b>0,777351</b>	<b>1</b>	<b>-0,399249</b>	<b>0,399249</b>
52	0,352039	-1,53222	1,190669	1	-0,399354	0,399354
53	0,264573	-1,39728	0,134937	1	-0,399448	0,399448
54	0,200307	-1,02075	0,376537	1	-0,399533	0,399533
55	0,213096	0,45609	1,476839	1	-0,399610	0,399610
56	0,173441	-0,58000	1,036092	1	-0,399680	0,399680

Continuação ...

57	0,063229	-2,03080	1,450803	1	-0,399742	0,399742
58	-0,000754	-1,21643	0,814374	1	-0,399798	0,399798
59	-0,027888	-0,54343	0,673004	1	-0,399849	0,399849
60	-0,135597	-2,18207	1,638648	1	-0,399895	0,399895
61	-0,148571	-0,39507	1,787000	1	-0,399937	0,399937
62	-0,098906	0,84472	1,239794	1	-0,399974	0,399974
63	-0,102953	-0,17985	1,024566	1	-0,400008	0,400008
64	-0,099198	-0,02785	0,151997	1	-0,400038	0,400038
65	-0,090354	0,07767	0,105516	1	-0,400066	0,400066
66	-0,079723	0,12228	0,044610	1	-0,400091	0,400091
67	-0,118680	-0,85886	0,981138	1	-0,400113	0,400113
68	-0,161740	-0,97990	0,121036	1	-0,400133	0,400133
69	-0,212409	-1,17512	0,195220	1	-0,400152	0,400152
70	-0,292604	-1,81630	0,641182	1	-0,400168	0,400168
71	-0,281216	-0,06485	1,751449	1	-0,400183	0,400183
72	-0,258068	0,18174	0,246586	1	-0,400196	0,400196
73	-0,222060	0,46208	0,280347	1	-0,400208	0,400208
74	-0,199467	0,22981	0,232274	1	-0,400219	0,400219
75	-0,159085	0,60818	0,378365	1	-0,400229	0,400229
76	-0,204148	-1,06035	1,668522	1	-0,400238	0,400238
77	-0,185802	0,16278	10,223123	1	-0,400246	0,400246
78	-0,205001	-0,56979	0,732562	1	-0,400253	0,400253
79	-0,211884	-0,34267	0,227120	1	-0,400260	0,400260
80	-0,265477	-1,28374	0,941074	1	-0,400266	0,400266
81	-0,203301	0,97804	2,261777	1	-0,400271	0,400271
82	-0,204279	-0,22286	1,200895	1	-0,400276	0,400276
83	-0,227940	-0,67749	0,454638	1	-0,400280	0,400280
84	-0,231616	-0,30148	0,376019	1	-0,400284	0,400284
85	-0,187181	0,65709	0,958564	1	-0,400288	0,400288
86	-0,073426	2,08793	1,430840	1	-0,400291	0,400291
87	-0,071384	-0,03258	2,120511	1	-0,400294	0,400294
88	-0,061276	0,13078	0,163358	1	-0,400296	0,400296
89	-0,067452	-0,18481	0,315587	1	-0,400299	0,400299
90	-0,089069	-0,49978	0,314973	1	-0,400301	0,400301
91	-0,160209	-1,51187	1,012090	1	-0,400303	0,400303
92	-0,225770	-1,47142	0,040459	1	-0,400304	0,400304

\* as amostras que estão fora dos limites de controle do gráfico EWMA estão apresentadas em negrito;

### - Análise numérica da terceira componente principal

TABELA 17 - Valores numéricos do gráfico EWMA com  $\lambda = 0,05$  e  $L = 2,50$  da terceira componente principal

<b>Amostras</b>	<i>EWMA</i>	<i>Média</i>	<i>Desvio-padrão</i>	<i>n</i>	<i>LIC</i>	<i>LSC</i>
1	-0,002483	-0,04966	0,000000	1	-0,125000	0,125000
2	-0,006602	-0,08486	0,035201	1	-0,172414	0,172414
3	0,049977	1,12498	1,209840	1	-0,206042	0,206042
4	-0,011236	-1,17428	2,299257	1	-0,232248	0,232248
5	-0,018397	-0,15445	1,019832	1	-0,253584	0,253584
6	0,009809	0,54572	0,700168	1	-0,271404	0,271404
7	0,076340	1,34043	0,794715	1	-0,286537	0,286537
8	0,096719	0,48391	0,856523	1	-0,299538	0,299538
9	0,072472	-0,38823	0,872139	1	-0,310806	0,310806
10	0,052754	-0,32189	0,066341	1	-0,320635	0,320635
11	0,067150	0,34069	0,662575	1	-0,329254	0,329254
12	0,086803	0,46020	0,119508	1	-0,336843	0,336843
13	0,112986	0,61048	0,150283	1	-0,343549	0,343549
14	0,131397	0,48119	0,129285	1	-0,349490	0,349490
15	0,168236	0,86818	0,386986	1	-0,354766	0,354766
16	0,194417	0,69186	0,176321	1	-0,359462	0,359462

Continuação ...

17	0,227855	0,86317	0,171310	1	-0,363648	0,363648
18	0,241090	0,49256	0,370608	1	-0,367384	0,367384
19	0,318395	1,78718	1,294624	1	-0,370724	0,370724
20	0,347689	0,90428	0,882907	1	-0,373713	0,373713
21	0,357913	0,55218	0,352098	1	-0,376390	0,376390
22	<b>0,413384</b>	<b>1,46732</b>	<b>0,915143</b>	<b>1</b>	<b>-0,378790</b>	<b>0,378790</b>
23	<b>0,413049</b>	<b>0,40669</b>	<b>10,060631</b>	<b>1</b>	<b>-0,380943</b>	<b>0,380943</b>
24	<b>0,391973</b>	<b>-0,00848</b>	<b>0,415172</b>	<b>1</b>	<b>-0,382875</b>	<b>0,382875</b>
25	0,344435	-0,55878	0,550296	1	-0,384611	0,384611
26	0,278979	-0,96469	0,405916	1	-0,386171	0,386171
27	0,226471	-0,77118	0,193516	1	-0,387573	0,387573
28	0,185607	-0,59081	0,180364	1	-0,388834	0,388834
29	0,150981	-0,50690	0,083909	1	-0,389969	0,389969
30	0,128518	-0,29828	0,208622	1	-0,390990	0,390990
31	0,136031	0,27878	0,577059	1	-0,391910	0,391910
32	0,333623	4,08787	3,809088	1	-0,392738	0,392738
33	<b>0,454779</b>	<b>2,75674</b>	<b>1,331129</b>	<b>1</b>	<b>-0,393483</b>	<b>0,393483</b>
34	<b>0,509277</b>	<b>1,54475</b>	<b>1,211987</b>	<b>1</b>	<b>-0,394155</b>	<b>0,394155</b>
35	<b>0,584821</b>	<b>2,02015</b>	<b>0,475405</b>	<b>1</b>	<b>-0,394761</b>	<b>0,394761</b>
36	<b>0,593392</b>	<b>0,75624</b>	<b>1,263910</b>	<b>1</b>	<b>-0,395306</b>	<b>0,395306</b>
37	<b>0,618068</b>	<b>1,08692</b>	<b>0,330672</b>	<b>1</b>	<b>-0,395798</b>	<b>0,395798</b>
38	<b>0,590950</b>	<b>0,07570</b>	<b>1,011221</b>	<b>1</b>	<b>-0,396241</b>	<b>0,396241</b>
39	<b>0,564146</b>	<b>0,05487</b>	<b>0,020825</b>	<b>1</b>	<b>-0,396641</b>	<b>0,396641</b>
40	<b>0,461477</b>	<b>-1,48924</b>	<b>1,544108</b>	<b>1</b>	<b>-0,397001</b>	<b>0,397001</b>
41	<b>0,426909</b>	<b>-0,22988</b>	<b>1,259352</b>	<b>1</b>	<b>-0,397326</b>	<b>0,397326</b>
42	0,381134	-0,48859	0,258701	1	-0,397619	0,397619
43	0,360468	-0,03219	0,456390	1	-0,397883	0,397883
44	0,354510	0,24132	0,273517	1	-0,398121	0,398121
45	0,368475	0,63380	0,392475	1	-0,398336	0,398336
46	<b>0,434541</b>	<b>1,68979</b>	<b>1,055997</b>	<b>1</b>	<b>-0,398530</b>	<b>0,398530</b>
47	<b>0,429026</b>	<b>0,32425</b>	<b>1,365547</b>	<b>1</b>	<b>-0,398705</b>	<b>0,398705</b>
48	0,387553	-0,40043	0,724674	1	-0,398863	0,398863
49	0,359011	-0,18329	0,217137	1	-0,399005	0,399005
50	0,315558	-0,51005	0,326758	1	-0,399134	0,399134
51	0,300160	0,00760	0,517649	1	-0,399249	0,399249
52	0,279629	-0,11047	0,118070	1	-0,399354	0,399354
53	0,280336	0,29378	0,404244	1	-0,399448	0,399448
54	0,203249	-1,26140	1,555176	1	-0,399533	0,399533
55	0,158462	-0,69251	0,568895	1	-0,399610	0,399610
56	0,048130	-2,04817	1,355661	1	-0,399680	0,399680
57	-0,047617	-1,86682	0,181349	1	-0,399742	0,399742
58	-0,167167	-2,43861	0,571789	1	-0,399798	0,399798
59	-0,198759	-0,79902	1,639584	1	-0,399849	0,399849
60	-0,202318	-0,26994	0,529078	1	-0,399895	0,399895
61	-0,202765	-0,21125	0,058693	1	-0,399937	0,399937
62	-0,250823	-1,16392	0,952674	1	-0,399974	0,399974
63	-0,199896	0,76773	1,931651	1	-0,400008	0,400008
64	-0,205397	-0,30993	1,077659	1	-0,400038	0,400038
65	-0,201961	-0,13667	0,173266	1	-0,400066	0,400066
66	-0,219982	-0,56239	0,425721	1	-0,400091	0,400091
67	-0,195449	0,27068	0,833063	1	-0,400113	0,400113
68	-0,172852	0,25650	0,014172	1	-0,400133	0,400133
69	-0,187611	-0,46804	0,724544	1	-0,400152	0,400152
70	-0,246993	-1,37524	0,907201	1	-0,400168	0,400168
71	-0,346116	-2,22945	0,854208	1	-0,400183	0,400183
72	-0,363809	-0,69997	1,529478	1	-0,400196	0,400196
73	-0,383690	-0,76143	0,061461	1	-0,400208	0,400208
74	-0,362356	0,04299	0,804425	1	-0,400219	0,400219
75	-0,326296	0,35884	0,315851	1	-0,400229	0,400229
76	-0,386933	-1,53904	1,897885	1	-0,400238	0,400238
77	-0,333214	0,68746	2,226500	1	-0,400246	0,400246
78	-0,340036	-0,46965	1,157110	1	-0,400253	0,400253
79	-0,327312	-0,08557	0,384082	1	-0,400260	0,400260
80	-0,299757	0,22380	0,309367	1	-0,400266	0,400266
81	-0,341124	-1,12709	1,350888	1	-0,400271	0,400271
82	-0,338410	-0,28685	0,840246	1	-0,400276	0,400276



Continuação ...

83	-0,328530	-0,14082	0,146023	1	-0,400280	0,400280
84	-0,319228	-0,14249	0,001669	1	-0,400284	0,400284
85	-0,271870	0,62794	0,770432	1	-0,400288	0,400288
86	-0,300565	-0,84577	1,473705	1	-0,400291	0,400291
87	-0,309436	-0,47798	0,367784	1	-0,400294	0,400294
88	-0,293307	0,01313	0,491112	1	-0,400296	0,400296
89	-0,300954	-0,44625	0,459380	1	-0,400299	0,400299
90	-0,331928	-0,92042	0,474175	1	-0,400301	0,400301
91	-0,304600	0,21464	1,135061	1	-0,400303	0,400303
92	-0,271567	0,35606	0,141424	1	-0,400304	0,400304

\* as amostras que estão fora dos limites de controle do gráfico *EWMA* estão apresentadas em negrito;

### - Análise numérica da quarta componente principal

TABELA 18 - Valores numéricos do gráfico *EWMA* com  $\lambda = 0,05$  e  $L = 2,50$  da quarta componente principal

Amostras	<i>EWMA</i>	Média	Desvio-padrão	<i>n</i>	LIC	LSC
1	0,039712	0,79423	0,000000	1	-0,125000	0,125000
2	0,047478	0,19504	0,599192	1	-0,172414	0,172414
3	0,085470	0,80731	0,612269	1	-0,206042	0,206042
4	0,184379	2,06365	1,256334	1	-0,232248	0,232248
5	<b>0,293594</b>	<b>2,36869</b>	<b>0,305042</b>	<b>1</b>	<b>-0,253584</b>	<b>0,253584</b>
6	<b>0,297722</b>	<b>0,37615</b>	<b>1,992536</b>	<b>1</b>	<b>-0,271404</b>	<b>0,271404</b>
7	<b>0,306813</b>	<b>0,47955</b>	<b>0,103395</b>	<b>1</b>	<b>-0,286537</b>	<b>0,286537</b>
8	<b>0,309648</b>	<b>0,36351</b>	<b>0,116036</b>	<b>1</b>	<b>-0,299538</b>	<b>0,299538</b>
9	0,294984	0,01637	0,347138	1	-0,310806	0,310806
10	0,260638	-0,39194	0,408315	1	-0,320635	0,320635
11	0,232082	-0,31049	0,081454	1	-0,329254	0,329254
12	0,191625	-0,57705	0,266564	1	-0,336843	0,336843
13	0,150032	-0,64023	0,063181	1	-0,343549	0,343549
14	0,118001	-0,49060	0,149636	1	-0,349490	0,349490
15	0,091128	-0,41946	0,071139	1	-0,354766	0,354766
16	0,040635	-0,91874	0,499279	1	-0,359462	0,359462
17	0,020305	-0,36596	0,552778	1	-0,363648	0,363648
18	-0,040252	-1,19082	0,824866	1	-0,367384	0,367384
19	-0,125754	-1,75030	0,559479	1	-0,370724	0,370724
20	-0,235152	-2,31371	0,563411	1	-0,373713	0,373713
21	-0,211542	0,23704	2,550757	1	-0,376390	0,376390
22	-0,180520	0,40891	0,171871	1	-0,378790	0,378790
23	-0,135958	0,71071	0,301798	1	-0,380943	0,380943
24	-0,174943	-0,91565	10,626361	1	-0,382875	0,382875
25	-0,202681	-0,72972	0,185934	1	-0,384611	0,384611
26	-0,219236	-0,53378	0,195940	1	-0,386171	0,386171
27	-0,238762	-0,60974	0,075966	1	-0,387573	0,387573
28	-0,260261	-0,66875	0,059012	1	-0,388834	0,388834
29	-0,279829	-0,65162	0,017132	1	-0,389969	0,389969
30	-0,306322	-0,80967	0,158052	1	-0,390990	0,390990
31	-0,348198	-1,14385	0,334174	1	-0,391910	0,391910
32	-0,230267	2,01043	3,154275	1	-0,392738	0,392738
33	-0,134619	1,68269	0,327740	1	-0,393483	0,393483
34	-0,132246	-0,08715	1,769836	1	-0,394155	0,394155
35	-0,172309	-0,93352	0,846371	1	-0,394761	0,394761
36	-0,226790	-1,26192	0,328400	1	-0,395306	0,395306
37	-0,114467	2,01967	3,281593	1	-0,395798	0,395798
38	-0,128957	-0,40427	2,423943	1	-0,396241	0,396241
39	-0,142549	-0,40079	0,003481	1	-0,396641	0,396641
40	-0,098322	0,74198	1,142768	1	-0,397001	0,397001
41	-0,058200	0,70412	0,037859	1	-0,397326	0,397326
42	-0,023918	0,62745	0,076674	1	-0,397619	0,397619
43	-0,080934	-1,16424	1,791685	1	-0,397883	0,397883

Continuação ...

44	-0,112377	-0,70979	0,454447	1	-0,398121	0,398121
45	-0,131572	-0,49628	0,213510	1	-0,398336	0,398336
46	-0,071521	1,06945	1,565730	1	-0,398530	0,398530
47	0,004413	1,44716	0,377713	1	-0,398705	0,398705
48	0,115112	2,21840	0,771242	1	-0,398863	0,398863
49	0,096603	-0,25507	2,473476	1	-0,399005	0,399005
50	0,089519	-0,04507	0,210003	1	-0,399134	0,399134
51	0,104115	0,38144	0,426506	1	-0,399249	0,399249
52	0,102685	0,07550	0,305935	1	-0,399354	0,399354
53	0,148801	1,02500	0,949504	1	-0,399448	0,399448
54	0,130362	-0,21998	1,244981	1	-0,399533	0,399533
55	0,149098	0,50508	0,725058	1	-0,399610	0,399610
56	0,223456	1,63627	1,131188	1	-0,399680	0,399680
57	0,229636	0,34705	1,289217	1	-0,399742	0,399742
58	0,245284	0,54259	0,195534	1	-0,399798	0,399798
59	0,247690	0,29342	0,249164	1	-0,399849	0,399849
60	0,224647	-0,21317	0,506596	1	-0,399895	0,399895
61	0,202628	-0,21573	0,002559	1	-0,399937	0,399937
62	0,273423	1,61852	1,834252	1	-0,399974	0,399974
63	0,271483	0,23462	1,383898	1	-0,400008	0,400008
64	0,198810	-1,18198	1,416603	1	-0,400038	0,400038
65	0,132176	-1,13386	0,048119	1	-0,400066	0,400066
66	0,123679	-0,03776	1,096101	1	-0,400091	0,400091
67	0,047823	-1,39345	1,355690	1	-0,400113	0,400113
68	0,001552	-0,87759	0,515859	1	-0,400133	0,400133
69	-0,023471	-0,49891	0,378680	1	-0,400152	0,400152
70	-0,030992	-0,17389	0,325023	1	-0,400168	0,400168
71	-0,016701	0,25483	0,428720	1	-0,400183	0,400183
72	0,007071	0,45875	0,203916	1	-0,400196	0,400196
73	0,033632	0,53827	0,079528	1	-0,400208	0,400208
74	0,048655	0,33410	0,204175	1	-0,400219	0,400219
75	0,066863	0,41281	0,078708	1	-0,400229	0,400229
76	0,024148	-0,78743	1,200237	1	-0,400238	0,400238
77	0,078873	1,11866	1,906085	1	-0,400246	0,400246
78	0,093038	0,36217	0,756487	1	-0,400253	0,400253
79	0,107563	0,38354	0,021369	1	-0,400260	0,400260
80	0,109822	0,15274	0,230799	1	-0,400266	0,400266
81	0,164372	1,20082	1,048085	1	-0,400271	0,400271
82	0,207764	1,03222	0,168605	1	-0,400276	0,400276
83	0,170075	-0,54602	1,578235	1	-0,400280	0,400280
84	0,154370	-0,14403	0,401985	1	-0,400284	0,400284
85	0,200313	1,07323	1,217264	1	-0,400288	0,400288
86	0,266073	1,51552	0,442291	1	-0,400291	0,400291
87	0,229682	-0,46174	1,977262	1	-0,400294	0,400294
88	0,176920	-0,82556	0,363817	1	-0,400296	0,400296
89	0,076819	-1,82511	0,999556	1	-0,400299	0,400299
90	-0,043509	-2,32974	0,504624	1	-0,400301	0,400301
91	-0,116402	-1,50136	0,828373	1	-0,400303	0,400303
92	-0,174688	-1,28213	0,219237	1	-0,400304	0,400304

\* as amostras que estão fora dos limites de controle do gráfico EWMA estão apresentadas em negrito;

### - Análise numérica da quinta componente principal

TABELA 19 - Valores numéricos do gráfico EWMA com  $\lambda = 0,05$  e  $L = 2,50$  da quinta componente principal

Amostras	EWMA	Média	Desvio-padrão	n	LIC	LSC
1	-0,023796	-0,47591	0,000000	1	-0,125000	0,125000
2	-0,025167	-0,05123	0,424686	1	-0,172414	0,172414
3	-0,003307	0,41204	0,463265	1	-0,206042	0,206042
4	0,070078	1,46438	1,052346	1	-0,232248	0,232248

Continuação ...

5	0,080411	0,27675	1,187633	1	-0,253584	0,253584
6	0,108602	0,64422	0,367467	1	-0,271404	0,271404
7	0,151029	0,95716	0,312937	1	-0,286537	0,286537
8	0,201181	1,15406	0,196908	1	-0,299538	0,299538
9	0,183785	-0,14674	1,300803	1	-0,310806	0,310806
10	0,152555	-0,44081	0,294073	1	-0,320635	0,320635
11	0,117319	-0,55217	0,111362	1	-0,329254	0,329254
12	0,118619	0,14331	0,695488	1	-0,336843	0,336843
13	0,109136	-0,07102	0,214337	1	-0,343549	0,343549
14	0,091325	-0,24709	0,176064	1	-0,349490	0,349490
15	0,097657	0,21796	0,465045	1	-0,354766	0,354766
16	0,114465	0,43381	0,215855	1	-0,359462	0,359462
17	0,113402	0,09320	0,340611	1	-0,363648	0,363648
18	0,144325	0,73188	0,638678	1	-0,367384	0,367384
19	0,252721	2,31224	1,580360	1	-0,370724	0,370724
20	0,330389	1,80607	0,506168	1	-0,373713	0,373713
21	0,259075	-1,09588	2,901949	1	-0,376390	0,376390
22	0,227193	-0,37858	0,717302	1	-0,378790	0,378790
23	0,206579	-0,18508	0,193492	1	-0,380943	0,380943
24	0,164616	-0,63268	0,447599	1	-0,382875	0,382875
25	0,100383	-1,12004	0,487360	1	-0,384611	0,384611
26	0,011224	-1,68279	0,562749	1	-0,386171	0,386171
27	-0,063164	-1,47654	0,206248	1	-0,387573	0,387573
28	-0,125869	-1,31727	0,159276	1	-0,388834	0,388834
29	-0,183440	-1,27727	0,039995	1	-0,389969	0,389969
30	-0,234290	-1,20044	0,076832	1	-0,390990	0,390990
31	-0,319013	-1,92875	0,728313	1	-0,391910	0,391910
32	-0,384183	-1,62241	0,306345	1	-0,392738	0,392738
33	-0,393531	-0,57114	1,051268	1	-0,393483	0,393483
34	-0,393680	-0,39651	0,174628	1	-0,394155	0,394155
35	-0,329984	0,88023	1,276747	1	-0,394761	0,394761
36	-0,297679	0,31613	0,564106	1	-0,395306	0,395306
37	-0,289115	-0,12642	0,442543	1	-0,395798	0,395798
38	-0,261016	0,27287	0,399283	1	-0,396241	0,396241
39	-0,286024	-0,76118	1,034046	1	-0,396641	0,396641
40	-0,181986	1,79475	2,555930	1	-0,397001	0,397001
41	-0,099918	1,45938	0,335376	1	-0,397326	0,397326
42	-0,030679	1,28486	0,174512	1	-0,397619	0,397619
43	0,052320	1,62929	0,344432	1	-0,397883	0,397883
44	0,089859	0,80309	0,826201	1	-0,398121	0,398121
45	0,181341	1,91950	1,116403	1	-0,398336	0,398336
46	0,263691	1,82834	0,091158	1	-0,398530	0,398530
47	0,271304	0,41595	1,412386	1	-0,398705	0,398705
48	0,229295	-0,56887	0,984825	1	-0,398863	0,398863
49	0,227750	0,19839	0,767261	1	-0,399005	0,399005
50	0,239974	0,47225	0,273858	1	-0,399134	0,399134
51	0,259761	0,63571	0,163464	1	-0,399249	0,399249
52	0,372335	2,51124	1,875526	1	-0,399354	0,399354
53	0,390232	0,73027	1,780965	1	-0,399448	0,399448
54	0,369147	-0,03146	0,761728	1	-0,399533	0,399533
55	0,233716	-2,33948	2,308021	1	-0,399610	0,399610
56	0,270080	0,96098	3,300461	1	-0,399680	0,399680
57	0,290600	0,68050	0,280487	1	-0,399742	0,399742
58	0,301170	0,50199	0,178509	1	-0,399798	0,399798
59	0,260572	-0,51078	1,012772	1	-0,399849	0,399849
60	0,298486	1,01884	1,529629	1	-0,399895	0,399895
61	0,280602	-0,05919	1,078038	1	-0,399937	0,399937
62	0,246928	-0,39287	0,333676	1	-0,399974	0,399974
63	0,179819	-1,09525	0,702382	1	-0,400008	0,400008
64	0,137525	-0,66606	0,429195	1	-0,400038	0,400038
65	0,122784	-0,15730	0,508756	1	-0,400066	0,400066
66	0,116506	-0,00277	0,154533	1	-0,400091	0,400091
67	0,113922	0,06483	0,067593	1	-0,400113	0,400113
68	0,082053	-0,52347	0,588297	1	-0,400133	0,400133
69	0,054061	-0,47778	0,045695	1	-0,400152	0,400152
70	0,143320	1,83923	2,317011	1	-0,400168	0,400168

Continuação ...

71	0,169222	0,66136	1,177872	1	-0,400183	0,400183
72	0,162296	0,03070	0,630658	1	-0,400196	0,400196
73	0,048937	-2,10488	2,135586	1	-0,400208	0,400208
74	-0,044849	-1,82679	0,278089	1	-0,400219	0,400219
75	-0,024732	0,35749	2,184278	1	-0,400229	0,400229
76	-0,014092	0,18808	0,169408	1	-0,400238	0,400238
77	-0,038901	-0,51027	0,698346	1	-0,400246	0,400246
78	-0,096680	-1,19449	0,684219	1	-0,400253	0,400253
79	-0,127825	-0,71957	0,474914	1	-0,400260	0,400260
80	-0,144980	-0,47093	0,248645	1	-0,400266	0,400266
81	-0,128603	0,18256	0,653489	1	-0,400271	0,400271
82	-0,120364	0,03618	0,146380	1	-0,400276	0,400276
83	-0,189243	-1,49795	1,534129	1	-0,400280	0,400280
84	-0,206358	-0,53154	0,966404	1	-0,400284	0,400284
85	-0,233228	-0,74377	0,212225	1	-0,400288	0,400288
86	-0,202655	0,37823	1,122004	1	-0,400291	0,400291
87	-0,203665	-0,22285	0,601088	1	-0,400294	0,400294
88	-0,196485	-0,06006	0,162791	1	-0,400296	0,400296
89	-0,190885	-0,08448	0,024417	1	-0,400299	0,400299
90	-0,222252	-0,81822	0,733745	1	-0,400301	0,400301
91	-0,199807	0,22664	1,044859	1	-0,400303	0,400303
92	-0,167712	0,44210	0,215467	1	-0,400304	0,400304

### - Análise numérica da sexta componente principal

TABELA 20 - Valores numéricos do gráfico EWMA com  $\lambda = 0,05$  e  $L = 2,50$  da sexta componente principal

Amostras	EWMA	Média	Desvio padrão	n	LIC	LSC
1	-0,031386	-0,62772	0,000000	1	-0,124500	0,124500
2	-0,056891	-0,54149	0,086226	1	-0,171724	0,171724
3	-0,083890	-0,59687	0,055376	1	-0,205218	0,205218
4	-0,017088	1,25215	1,849025	1	-0,231319	0,231319
5	0,003885	0,40237	0,849781	1	-0,252570	0,252570
6	0,046893	0,86405	0,461677	1	-0,270319	0,270319
7	0,056816	0,24535	0,618700	1	-0,285391	0,285391
8	0,023752	-0,60447	0,849823	1	-0,298340	0,298340
9	-0,021362	-0,87852	0,274050	1	-0,309563	0,309563
10	-0,044037	-0,47487	0,403655	1	-0,319352	0,319352
11	-0,052255	-0,20840	0,266471	1	-0,327937	0,327937
12	-0,077510	-0,55735	0,348959	1	-0,335496	0,335496
13	-0,084799	-0,22328	0,334072	1	-0,342174	0,342174
14	-0,079954	0,01210	0,235383	1	-0,348092	0,348092
15	-0,087059	-0,22206	0,234160	1	-0,353347	0,353347
16	-0,103883	-0,42354	0,201485	1	-0,358024	0,358024
17	-0,115595	-0,33813	0,085418	1	-0,362193	0,362193
18	-0,145321	-0,71010	0,371976	1	-0,365915	0,365915
19	-0,192324	-1,08539	0,375292	1	-0,369242	0,369242
20	-0,220544	-0,75672	0,328677	1	-0,372218	0,372218
21	-0,184875	0,49284	1,249558	1	-0,374885	0,374885
22	-0,176945	-0,02629	0,519126	1	-0,377275	0,377275
23	-0,153010	0,30177	0,328052	1	-0,379419	0,379419
24	-0,115850	0,59019	0,288421	1	-0,381344	0,381344
25	-0,072812	0,74492	0,154731	1	-0,383072	0,383072
26	-0,012971	1,12401	0,379090	1	-0,384626	0,384626
27	0,034141	0,92927	0,194742	1	-0,386023	0,386023
28	0,074588	0,84307	0,086194	1	-0,387279	0,387279
29	0,103884	0,66051	0,182564	1	-0,388409	0,388409
30	0,132656	0,67933	0,018823	1	-0,389426	0,389426
31	0,180862	1,09677	0,417443	1	-0,390342	0,390342
32	0,236132	1,28627	0,189501	1	-0,391167	0,391167

Continuação ...

33	0,294298	1,39945	0,113179	1	-0,391910	0,391910
34	0,300942	0,42717	0,972285	1	-0,392579	0,392579
35	0,347783	1,23776	0,810592	1	-0,393182	0,393182
36	0,313294	-0,34200	1,579763	1	-0,393725	0,393725
37	0,246628	-1,02002	0,678015	1	-0,394215	0,394215
38	0,359913	2,51233	3,532349	1	-0,394656	0,394656
39	0,331170	-0,21495	2,727279	1	-0,395054	0,395054
<b>40</b>	<b>0,396586</b>	<b>1,63948</b>	<b>1,854425</b>	<b>1</b>	<b>-0,395413</b>	<b>0,395413</b>
<b>41</b>	<b>0,395900</b>	<b>0,38287</b>	<b>1,256613</b>	<b>1</b>	<b>-0,395736</b>	<b>0,395736</b>
42	0,391017	0,29825	0,084617	1	-0,396028	0,396028
43	0,388435	0,33936	0,041115	1	-0,396291	0,396291
44	0,350467	-0,37091	0,710277	1	-0,396529	0,396529
45	0,335182	0,04477	0,415682	1	-0,396743	0,396743
46	0,325162	0,13477	0,089999	1	-0,396936	0,396936
47	0,353506	0,89206	0,757291	1	-0,397110	0,397110
48	0,347872	0,24081	0,651250	1	-0,397267	0,397267
49	0,284611	-0,91734	1,158151	1	-0,397409	0,397409
50	0,259933	-0,20895	0,708395	1	-0,397537	0,397537
51	0,143556	-2,06760	1,858652	1	-0,397652	0,397652
52	0,047212	-1,78333	0,284273	1	-0,397757	0,397757
53	-0,056054	-2,01810	0,234777	1	-0,397851	0,397851
54	-0,136272	-1,66043	0,357678	1	-0,397935	0,397935
55	-0,219429	-1,79940	0,138974	1	-0,398012	0,398012
56	-0,247990	-0,79066	1,008735	1	-0,398081	0,398081
57	-0,199329	0,72524	1,515899	1	-0,398143	0,398143
58	-0,240470	-1,02215	1,747384	1	-0,398199	0,398199
59	-0,186642	0,83608	1,858231	1	-0,398250	0,398250
60	-0,207499	-0,60378	1,439861	1	-0,398296	0,398296
61	-0,265685	-1,37121	0,767431	1	-0,398337	0,398337
62	-0,287684	-0,70568	0,665533	1	-0,398374	0,398374
63	-0,343580	-1,40560	0,699922	1	-0,398408	0,398408
64	-0,324915	0,02972	1,435320	1	-0,398438	0,398438
65	-0,349307	-0,81275	0,842473	1	-0,398466	0,398466
66	-0,305461	0,52760	1,340356	1	-0,398490	0,398490
67	-0,248075	0,84227	0,314665	1	-0,398513	0,398513
68	-0,266756	-0,62169	1,463959	1	-0,398533	0,398533
69	-0,314202	-1,21568	0,593986	1	-0,398551	0,398551
70	-0,153335	2,90312	4,118797	1	-0,398567	0,398567
71	-0,062909	1,65518	1,247937	1	-0,398582	0,398582
72	-0,043277	0,32975	1,325435	1	-0,398596	0,398596
73	-0,117475	-1,52724	1,856987	1	-0,398608	0,398608
74	-0,164306	-1,05410	0,473134	1	-0,398618	0,398618
75	-0,109714	0,92754	1,981645	1	-0,398628	0,398628
76	-0,033400	1,41657	0,489030	1	-0,398637	0,398637
77	0,016785	0,97030	0,446271	1	-0,398645	0,398645
78	-0,040931	-1,13754	2,107844	1	-0,398652	0,398652
79	-0,099340	-1,20911	0,071563	1	-0,398659	0,398659
80	-0,096207	-0,03668	1,172425	1	-0,398665	0,398665
81	-0,074890	0,33014	0,366820	1	-0,398670	0,398670
82	-0,066840	0,08611	0,244024	1	-0,398675	0,398675
83	0,017404	1,61803	1,531916	1	-0,398679	0,398679
84	0,101370	1,69673	0,078702	1	-0,398683	0,398683
85	0,104679	0,16755	1,529177	1	-0,398687	0,398687
86	0,057557	-0,83777	1,005320	1	-0,398690	0,398690
87	-0,000356	-1,10069	0,262929	1	-0,398693	0,398693
88	-0,049471	-0,98267	0,118025	1	-0,398695	0,398695
89	-0,060880	-0,27764	0,705029	1	-0,398698	0,398698
90	-0,043539	0,28593	0,563569	1	-0,398700	0,398700
91	-0,012610	0,57505	0,289123	1	-0,398702	0,398702
92	0,007716	0,39390	0,181147	1	-0,398703	0,398703

\* as amostras que estão fora dos limites de controle do gráfico EWMA estão apresentadas em negrito;

**- Análise numérica da sétima componente principal**

TABELA 21 - Valores numérico do gráfico EWMA com  $\lambda = 0,05$  e  $L = 2,50$  da sétima componente principal

<b>Amostr s</b>	<i>EWMA</i>	<i>Média</i>	<i>Desvio-padrão</i>	<i>n</i>	<i>LIC</i>	<i>LSC</i>
1	-0,010020	-0,20040	0,000000	1	-0,125000	0,125000
2	-0,008202	0,02635	0,226752	1	-0,172414	0,172414
3	-0,014180	-0,12778	0,154125	1	-0,206042	0,206042
4	-0,099911	-1,72880	1,601021	1	-0,232248	0,232248
5	-0,072102	0,45628	2,185079	1	-0,253584	0,253584
6	-0,120731	-1,04469	1,500972	1	-0,271404	0,271404
7	-0,100007	0,29374	1,338432	1	-0,286537	0,286537
8	-0,027900	1,34214	1,048402	1	-0,299538	0,299538
9	-0,041550	-0,30091	1,643052	1	-0,310806	0,310806
10	-0,073027	-0,67109	0,370177	1	-0,320635	0,320635
11	-0,105914	-0,73077	0,059687	1	-0,329254	0,329254
12	-0,114544	-0,27851	0,452261	1	-0,336843	0,336843
13	-0,136100	-0,54566	0,267145	1	-0,343549	0,343549
14	-0,157358	-0,56126	0,015602	1	-0,349490	0,349490
15	-0,180864	-0,62750	0,066236	1	-0,354766	0,354766
16	-0,184033	-0,24423	0,383267	1	-0,359462	0,359462
17	-0,164076	0,21511	0,459333	1	-0,363648	0,363648
18	-0,139493	0,32757	0,112466	1	-0,367384	0,367384
19	-0,115712	0,33613	0,008563	1	-0,370724	0,370724
20	-0,058851	1,02152	0,685382	1	-0,373713	0,373713
21	-0,088418	-0,65020	1,671717	1	-0,376390	0,376390
22	-0,146530	-1,25065	0,600448	1	-0,378790	0,378790
23	-0,233454	-1,88503	0,634379	1	-0,380943	0,380943
24	-0,204107	0,35349	2,238515	1	-0,382875	0,382875
25	-0,172585	0,42633	0,072847	1	-0,384611	0,384611
26	-0,145382	0,37147	0,054861	1	-0,386171	0,386171
27	-0,118107	0,40011	0,028641	1	-0,387573	0,387573
28	-0,093727	0,36950	0,030612	1	-0,388834	0,388834
29	-0,075852	0,26378	0,105724	1	-0,389969	0,389969
30	-0,063461	0,17197	0,091809	1	-0,390990	0,390990
31	-0,095830	-0,71085	0,882825	1	-0,391910	0,391910
32	0,004014	1,90106	2,611916	1	-0,392738	0,392738
33	0,041272	0,74917	1,151889	1	-0,393483	0,393483
34	0,069833	0,61248	0,136697	1	-0,394155	0,394155
35	0,026715	-0,79252	1,404996	1	-0,394761	0,394761
36	0,003644	-0,43470	0,357816	1	-0,395306	0,395306
37	0,040635	0,74346	1,178162	1	-0,395798	0,395798
38	-0,006313	-0,89832	1,641774	1	-0,396241	0,396241
39	-0,141976	-2,71958	1,821264	1	-0,396641	0,396641
40	-0,106115	0,57524	3,294823	1	-0,397001	0,397001
41	-0,119554	-0,37489	0,950132	1	-0,397326	0,397326
42	-0,126824	-0,26496	0,109931	1	-0,397619	0,397619
43	-0,060900	1,19165	1,456605	1	-0,397883	0,397883
44	0,088823	2,93356	1,741917	1	-0,398121	0,398121
45	0,152644	1,36525	1,568310	1	-0,398336	0,398336
46	0,140543	-0,08938	1,454639	1	-0,398530	0,398530
47	0,090144	-0,86743	0,778044	1	-0,398705	0,398705
48	0,117849	0,64424	1,511670	1	-0,398863	0,398863
49	0,139065	0,54217	0,102076	1	-0,399005	0,399005
50	0,047713	-1,68797	2,230138	1	-0,399134	0,399134
51	0,045048	-0,00558	1,682388	1	-0,399249	0,399249
52	0,021967	-0,41658	0,410997	1	-0,399354	0,399354
53	0,039535	0,37334	0,789918	1	-0,399448	0,399448
54	0,095243	1,15370	0,780361	1	-0,399533	0,399533
55	0,111452	0,41943	0,734271	1	-0,399610	0,399610

Continuação ...

56	0,095182	-0,21395	0,633374	1	-0,399680	0,399680
57	0,066749	-0,47348	0,259533	1	-0,399742	0,399742
58	0,136009	1,45195	1,925429	1	-0,399798	0,399798
59	0,130716	0,03015	1,421797	1	-0,399849	0,399849
60	0,072234	-1,03893	1,069081	1	-0,399895	0,399895
61	0,037733	-0,61777	0,421157	1	-0,399937	0,399937
62	0,038998	0,06303	0,680808	1	-0,399974	0,399974
63	0,062998	0,51898	0,455951	1	-0,400008	0,400008
64	0,057364	-0,04968	0,568667	1	-0,400038	0,400038
65	0,055588	0,02185	0,071530	1	-0,400066	0,400066
66	0,090590	0,75564	0,733789	1	-0,400091	0,400091
67	0,022982	-1,26158	2,017217	1	-0,400113	0,400113
68	0,005370	-0,32924	0,932339	1	-0,400133	0,400133
69	0,017614	0,25023	0,579476	1	-0,400152	0,400152
70	0,111610	1,89753	1,647301	1	-0,400168	0,400168
71	0,041869	-1,28321	3,180745	1	-0,400183	0,400183
72	0,070474	0,61397	1,897178	1	-0,400196	0,400196
73	0,102654	0,71408	0,100113	1	-0,400208	0,400208
74	0,144213	0,93384	0,219758	1	-0,400219	0,400219
75	0,139917	0,05828	0,875561	1	-0,400229	0,400229
76	0,233260	2,00680	1,948517	1	-0,400238	0,400238
77	0,197234	-0,48727	2,494067	1	-0,400246	0,400246
78	0,120918	-1,32908	0,841806	1	-0,400253	0,400253
79	0,053270	-1,23205	0,097025	1	-0,400260	0,400260
80	-0,083539	-2,68291	1,450853	1	-0,400266	0,400266
81	-0,120315	-0,81905	1,863851	1	-0,400271	0,400271
82	-0,130729	-0,32861	0,490448	1	-0,400276	0,400276
83	-0,062486	1,23413	1,562741	1	-0,400280	0,400280
84	-0,014396	0,89933	0,334806	1	-0,400284	0,400284
85	0,079621	1,86593	0,966604	1	-0,400288	0,400288
86	0,103752	0,56224	1,303693	1	-0,400291	0,400291
87	0,123307	0,49485	0,067385	1	-0,400294	0,400294
88	0,120704	0,07125	0,423605	1	-0,400296	0,400296
89	0,151549	0,73761	0,666365	1	-0,400299	0,400299
90	0,180275	0,72606	0,011559	1	-0,400301	0,400301
91	0,088485	-1,65551	2,381568	1	-0,400303	0,400303
92	0,005290	-1,57543	0,080086	1	-0,400304	0,400304

**- Análise numérica da oitava componente principal**

TABELA 22 - Valores numérico do gráfico EWMA com  $\lambda = 0,05$  e  $L = 2,50$  da oitava componente principal

Amostr s	EWMA	Média	Desvio-padrão	n	LIC	LSC
1	0,123247	2,46493	0,000000	1	-0,125000	0,125000
2	0,161093	0,88017	1,584765	1	-0,172414	0,172414
3	0,191676	0,77275	0,107413	1	-0,206042	0,206042
4	0,214362	0,64540	0,127359	1	-0,232248	0,232248
5	0,214801	0,22314	0,422255	1	-0,253584	0,253584
6	0,204650	0,01179	0,211348	1	-0,271404	0,271404
7	0,077406	-2,34025	2,352042	1	-0,286537	0,286537
8	0,031780	-0,83511	1,505138	1	-0,299538	0,299538
9	-0,038527	-1,37435	0,539239	1	-0,310806	0,310806
10	-0,116647	-1,60094	0,226586	1	-0,320635	0,320635
11	-0,192131	-1,62633	0,025390	1	-0,329254	0,329254
12	-0,205206	-0,45363	1,172700	1	-0,336843	0,336843
13	-0,266423	-1,42956	0,975931	1	-0,343549	0,343549
14	-0,324928	-1,43651	0,006955	1	-0,349490	0,349490
15	<b>-0,396168</b>	<b>-1,74973</b>	<b>0,313220</b>	<b>1</b>	<b>-0,354766</b>	<b>0,354766</b>
16	<b>-0,422843</b>	<b>-0,92967</b>	<b>0,820060</b>	<b>1</b>	<b>-0,359462</b>	<b>0,359462</b>
17	<b>-0,399415</b>	<b>0,04573</b>	<b>0,975399</b>	<b>1</b>	<b>-0,363648</b>	<b>0,363648</b>

Continuação ...

<b>18</b>	<b>-0,390170</b>	<b>-0,21451</b>	<b>0,260241</b>	<b>1</b>	<b>-0,367384</b>	<b>0,367384</b>
19	-0,366508	0,08306	0,297573	1	-0,370724	0,370724
20	-0,298484	0,99399	0,910931	1	-0,373713	0,373713
21	-0,281950	0,03219	0,961794	1	-0,376390	0,376390
22	-0,323833	-1,11962	1,151813	1	-0,378790	0,378790
23	-0,330599	-0,45915	0,660467	1	-0,380943	0,380943
24	-0,332166	-0,36194	0,097214	1	-0,382875	0,382875
25	-0,337310	-0,43505	0,073118	1	-0,384611	0,384611
26	-0,348265	-0,55642	0,121361	1	-0,386171	0,386171
27	-0,365171	-0,68638	0,129970	1	-0,387573	0,387573
<b>28</b>	<b>-0,392001</b>	<b>-0,90176</b>	<b>0,215375</b>	<b>1</b>	<b>-0,388834</b>	<b>0,388834</b>
<b>29</b>	<b>-0,417030</b>	<b>-0,89258</b>	<b>0,009184</b>	<b>1</b>	<b>-0,389969</b>	<b>0,389969</b>
<b>30</b>	<b>-0,457728</b>	<b>-1,23099</b>	<b>0,338416</b>	<b>1</b>	<b>-0,390990</b>	<b>0,390990</b>
<b>31</b>	<b>-0,423106</b>	<b>0,23471</b>	<b>1,465702</b>	<b>1</b>	<b>-0,391910</b>	<b>0,391910</b>
32	-0,361956	0,79988	0,565172	1	-0,392738	0,392738
33	-0,289514	1,08690	0,287017	1	-0,393483	0,393483
34	-0,203803	1,42470	0,337799	1	-0,394155	0,394155
35	-0,161921	0,63383	0,790866	1	-0,394761	0,394761
36	-0,196946	-0,86241	1,496240	1	-0,395306	0,395306
37	-0,181701	0,10794	0,970352	1	-0,395798	0,395798
38	-0,199142	-0,53051	0,638454	1	-0,396241	0,396241
39	-0,110207	1,57956	2,110068	1	-0,396641	0,396641
40	-0,081155	0,47082	1,108742	1	-0,397001	0,397001
41	-0,078572	-0,02949	0,500310	1	-0,397326	0,397326
42	-0,054095	0,41097	0,440461	1	-0,397619	0,397619
43	-0,068243	-0,33705	0,748018	1	-0,397883	0,397883
44	-0,022659	0,84343	1,180483	1	-0,398121	0,398121
45	-0,026116	-0,09179	0,935223	1	-0,398336	0,398336
46	-0,124481	-1,99341	1,901623	1	-0,398530	0,398530
47	-0,002643	2,31227	4,305680	1	-0,398705	0,398705
48	0,019556	0,44134	1,870926	1	-0,398863	0,398863
49	0,058481	0,79805	0,356713	1	-0,399005	0,399005
50	0,112188	1,13262	0,334569	1	-0,399134	0,399134
51	0,180234	1,47311	0,340489	1	-0,399249	0,399249
52	0,140166	-0,62112	2,094236	1	-0,399354	0,399354
53	0,085998	-0,94321	0,322085	1	-0,399448	0,399448
54	0,039773	-0,83848	0,104724	1	-0,399533	0,399533
55	0,017165	-0,41240	0,426080	1	-0,399610	0,399610
56	-0,018177	-0,68967	0,277261	1	-0,399680	0,399680
57	-0,081387	-1,28237	0,592707	1	-0,399742	0,399742
58	-0,120684	-0,86733	0,415042	1	-0,399798	0,399798
59	-0,100324	0,28652	1,153854	1	-0,399849	0,399849
60	-0,134482	-0,78350	1,070020	1	-0,399895	0,399895
61	-0,108639	0,38238	1,165876	1	-0,399937	0,399937
62	-0,038871	1,28672	0,904342	1	-0,399974	0,399974
63	0,019283	1,12420	0,162521	1	-0,400008	0,400008
64	0,008166	-0,20305	1,327250	1	-0,400038	0,400038
65	0,025827	0,36140	0,564444	1	-0,400066	0,400066
66	0,049764	0,50456	0,143166	1	-0,400091	0,400091
67	0,049635	0,04717	0,457387	1	-0,400113	0,400113
68	0,120884	1,47462	1,427450	1	-0,400133	0,400133
69	0,226818	2,23957	0,764949	1	-0,400152	0,400152
70	0,261762	0,92568	1,313891	1	-0,400168	0,400168
71	0,307193	1,17038	0,244701	1	-0,400183	0,400183
72	0,312691	0,41716	0,753221	1	-0,400196	0,400196
73	0,281145	-0,31823	0,735389	1	-0,400208	0,400208
74	0,272030	0,09884	0,417067	1	-0,400219	0,400219
75	0,200751	-1,15354	1,252376	1	-0,400229	0,400229
76	0,153384	-0,74660	0,406939	1	-0,400238	0,400238
77	0,116466	-0,58497	0,161632	1	-0,400246	0,400246
78	0,112704	0,04122	0,626189	1	-0,400253	0,400253
79	0,073558	-0,67022	0,711446	1	-0,400260	0,400260
80	0,039308	-0,61144	0,058783	1	-0,400266	0,400266
81	0,022260	-0,30164	0,309800	1	-0,400271	0,400271
82	0,030544	0,18794	0,489577	1	-0,400276	0,400276
83	-0,027536	-1,13107	1,319002	1	-0,400280	0,400280



Continuação ...

84	-0,013980	0,24359	1,374658	1	-0,400284	0,400284
85	-0,039896	-0,53230	0,775894	1	-0,400288	0,400288
86	-0,040472	-0,05141	0,480892	1	-0,400291	0,400291
87	-0,009291	0,58315	0,634564	1	-0,400294	0,400294
88	0,008336	0,34323	0,239922	1	-0,400296	0,400296
89	0,075972	1,36106	1,017830	1	-0,400299	0,400299
90	0,154797	1,65247	0,291410	1	-0,400301	0,400301
91	0,202572	1,11031	0,542163	1	-0,400303	0,400303
92	0,266254	1,47620	0,365894	1	-0,400304	0,400304

\* as amostras que estão fora dos limites de controle do gráfico EWMA estão apresentadas em vermelho;

### - Análise numérica da nona componente principal

TABELA 23 - Valores numérico do gráfico EWMA com  $\lambda = 0,05$  e  $L = 2,50$  da nona componente principal

Amostras	EWMA	Média	Desvio-padrão	n	LIC	LSC
1	-0,105987	-2,11973	0,000000	1	-0,125000	0,125000
2	-0,145387	-0,89399	1,225742	1	-0,172414	0,172414
3	-0,140856	-0,05478	0,839212	1	-0,206042	0,206042
4	-0,124926	0,17775	0,232525	1	-0,232248	0,232248
5	-0,147367	-0,57375	0,751498	1	-0,253584	0,253584
6	-0,157404	-0,34810	0,225652	1	-0,271404	0,271404
7	-0,160524	-0,21980	0,128294	1	-0,286537	0,286537
8	-0,192295	-0,79594	0,576138	1	-0,299538	0,299538
9	-0,207329	-0,49297	0,302971	1	-0,310806	0,310806
10	-0,255332	-1,16740	0,674428	1	-0,320635	0,320635
11	-0,259977	-0,34823	0,819165	1	-0,329254	0,329254
12	-0,253074	-0,12190	0,226331	1	-0,336843	0,336843
13	-0,270563	-0,60286	0,480953	1	-0,343549	0,343549
14	-0,319895	-1,25721	0,654359	1	-0,349490	0,349490
15	<b>-0,357386</b>	<b>-1,06971</b>	<b>0,187508</b>	1	<b>-0,354766</b>	<b>0,354766</b>
16	<b>-0,364545</b>	<b>-0,50058</b>	<b>0,569131</b>	1	<b>-0,359462</b>	<b>0,359462</b>
17	-0,306178	0,80281	1,303384	1	-0,363648	0,363648
18	-0,280285	0,21167	0,591137	1	-0,367384	0,367384
19	-0,268294	-0,04046	0,252135	1	-0,370724	0,370724
20	-0,262029	-0,14299	0,102525	1	-0,373713	0,373713
21	-0,304031	-1,10207	0,959076	1	-0,376390	0,376390
22	-0,307154	-0,36649	0,735578	1	-0,378790	0,378790
23	-0,193199	1,97194	2,338425	1	-0,380943	0,380943
24	-0,166051	0,34976	1,622177	1	-0,382875	0,382875
25	-0,147431	0,20634	0,143423	1	-0,384611	0,384611
26	-0,163810	-0,47500	0,681340	1	-0,386171	0,386171
27	-0,153013	0,05214	0,527141	1	-0,387573	0,387573
28	-0,132332	0,26060	0,208461	1	-0,388834	0,388834
29	-0,089190	0,73051	0,469905	1	-0,389969	0,389969
30	-0,043098	0,83265	0,102145	1	-0,390990	0,390990
31	0,025955	1,33796	0,505311	1	-0,391910	0,391910
32	0,138871	2,28427	0,946306	1	-0,392738	0,392738
33	0,072546	-1,18763	3,471893	1	-0,393483	0,393483
34	0,016020	-1,05798	0,129649	1	-0,394155	0,394155
35	-0,006934	-0,44305	0,614931	1	-0,394761	0,394761
36	-0,028153	-0,43133	0,011718	1	-0,395306	0,395306
37	-0,058420	-0,63349	0,202165	1	-0,395798	0,395798
38	-0,034907	0,41185	1,045343	1	-0,396241	0,396241
39	0,015855	0,98034	0,568488	1	-0,396641	0,396641
40	-0,012307	-0,54739	1,527728	1	-0,397001	0,397001
41	0,014828	0,53039	1,077776	1	-0,397326	0,397326
42	0,060871	0,93569	0,405302	1	-0,397619	0,397619
43	0,033784	-0,48086	1,416546	1	-0,397883	0,397883
44	0,025060	-0,14071	0,340153	1	-0,398121	0,398121

Continuação ...

45	0,078927	1,10241	1,243117	1	-0,398336	0,398336
46	0,074967	-0,00027	1,102684	1	-0,398530	0,398530
47	0,153922	1,65405	1,654328	1	-0,398705	0,398705
48	0,130249	-0,31953	1,973584	1	-0,398863	0,398863
49	0,151591	0,55708	0,876609	1	-0,399005	0,399005
50	0,073400	-1,41223	1,969309	1	-0,399134	0,399134
51	0,078547	0,17634	1,588574	1	-0,399249	0,399249
52	0,114971	0,80702	0,630675	1	-0,399354	0,399354
53	0,144694	0,70944	0,097583	1	-0,399448	0,399448
54	0,259240	2,43562	1,726181	1	-0,399533	0,399533
55	0,326967	1,61378	0,821833	1	-0,399610	0,399610
56	0,310658	0,00078	1,613000	1	-0,399680	0,399680
57	0,268229	-0,53792	0,538705	1	-0,399742	0,399742
58	0,242572	-0,24491	0,293011	1	-0,399798	0,399798
59	0,114447	-2,31992	2,075013	1	-0,399849	0,399849
60	0,124045	0,30641	2,626328	1	-0,399895	0,399895
61	0,075268	-0,85149	1,157897	1	-0,399937	0,399937
62	-0,024482	-1,91975	1,068260	1	-0,399974	0,399974
63	-0,123863	-2,01209	0,092335	1	-0,400008	0,400008
64	-0,148067	-0,60795	1,404131	1	-0,400038	0,400038
65	-0,082774	1,15779	1,765742	1	-0,400066	0,400066
66	-0,026302	1,04668	0,111106	1	-0,400091	0,400091
67	0,053624	1,57222	0,525535	1	-0,400113	0,400113
68	0,027439	-0,47009	2,042303	1	-0,400133	0,400133
69	0,061881	0,71629	1,186375	1	-0,400152	0,400152
70	0,110646	1,03718	0,320888	1	-0,400168	0,400168
71	0,152579	0,94930	0,087880	1	-0,400183	0,400183
72	0,194921	0,99943	0,050131	1	-0,400196	0,400196
73	0,208232	0,46114	0,538282	1	-0,400208	0,400208
74	0,216559	0,37477	0,086377	1	-0,400219	0,400219
75	0,175539	-0,60385	0,978618	1	-0,400229	0,400229
76	0,071426	-1,90671	1,302863	1	-0,400238	0,400238
77	0,118754	1,01798	2,924694	1	-0,400246	0,400246
78	0,080161	-0,65309	1,671074	1	-0,400253	0,400253
79	0,040462	-0,71383	0,060734	1	-0,400260	0,400260
80	0,078731	0,80585	1,519678	1	-0,400266	0,400266
81	0,152708	1,55826	0,752412	1	-0,400271	0,400271
82	0,078808	-1,32528	2,883543	1	-0,400276	0,400276
83	0,029483	-0,90770	0,417577	1	-0,400280	0,400280
84	0,025624	-0,04768	0,860021	1	-0,400284	0,400284
85	0,048975	0,49263	0,540318	1	-0,400288	0,400288
86	0,024803	-0,43446	0,927092	1	-0,400291	0,400291
87	0,114155	1,81183	2,246291	1	-0,400294	0,400294
88	0,183801	1,50707	0,304758	1	-0,400296	0,400296
89	0,172140	-0,04941	1,556485	1	-0,400299	0,400299
90	0,132507	-0,62052	0,571113	1	-0,400301	0,400301
91	0,087953	-0,75857	0,138047	1	-0,400303	0,400303
92	0,052838	-0,61436	0,144210	1	-0,400304	0,400304

\* as amostras que estão fora dos limites de controle do gráfico EWMA estão apresentadas em vermelho;

### - Análise numérica da décima componente principal

TABELA 24 - Valores numérico do gráfico EWMA com  $\lambda = 0,05$  e  $L = 2,50$  da décima componente principal

Amostras	EWMA	Média	Desvio-padrão	n	LIC	LSC
1	-0,003078	-0,06155	0,000000	1	-0,125000	0,125000
2	-0,041916	-0,77985	0,718301	1	-0,172414	0,172414
3	-0,034097	0,11446	0,894313	1	-0,206042	0,206042
4	-0,057571	-0,50356	0,618019	1	-0,232248	0,232248
5	-0,145114	-1,80843	1,304876	1	-0,253584	0,253584

Continuação ...

6	-0,147526	-0,19336	1,615071	1	-0,271404	0,271404
7	-0,146871	-0,13443	0,058937	1	-0,286537	0,286537
8	-0,016044	2,46966	2,604090	1	-0,299538	0,299538
9	-0,081255	-1,32025	3,789913	1	-0,310806	0,310806
10	-0,117517	-0,80651	0,513741	1	-0,320635	0,320635
11	-0,103815	0,15652	0,963027	1	-0,329254	0,329254
12	-0,104696	-0,12142	0,277939	1	-0,336843	0,336843
13	-0,086015	0,26892	0,390340	1	-0,343549	0,343549
14	-0,069454	0,24520	0,023723	1	-0,349490	0,349490
15	-0,065058	0,01847	0,226724	1	-0,354766	0,354766
16	-0,067294	-0,10977	0,128248	1	-0,359462	0,359462
17	-0,019192	0,89475	1,004521	1	-0,363648	0,363648
18	-0,034735	-0,33007	1,224814	1	-0,367384	0,367384
19	-0,027688	0,10622	0,436287	1	-0,370724	0,370724
20	-0,018339	0,15928	0,053058	1	-0,373713	0,373713
21	0,057848	1,50541	1,346133	1	-0,376390	0,376390
22	0,110745	1,11578	0,389632	1	-0,378790	0,378790
23	0,096681	-0,17053	1,286310	1	-0,380943	0,380943
24	0,132198	0,80703	0,977565	1	-0,382875	0,382875
25	0,137569	0,23962	0,567413	1	-0,384611	0,384611
26	0,141182	0,20982	0,029795	1	-0,386171	0,386171
27	0,151231	0,34215	0,132329	1	-0,387573	0,387573
28	0,164712	0,42085	0,078701	1	-0,388834	0,388834
29	0,176359	0,39766	0,023192	1	-0,389969	0,389969
30	0,203243	0,71402	0,316362	1	-0,390990	0,390990
31	0,166547	-0,53067	1,244696	1	-0,391910	0,391910
32	0,108025	-1,00388	0,473209	1	-0,392738	0,392738
33	0,132229	0,59210	1,595980	1	-0,393483	0,393483
34	0,088623	-0,73990	1,331997	1	-0,394155	0,394155
35	0,030793	-1,06798	0,328081	1	-0,394761	0,394761
36	0,042931	0,27356	1,341542	1	-0,395306	0,395306
37	0,020610	-0,40349	0,677050	1	-0,395798	0,395798
38	0,014710	-0,09739	0,306098	1	-0,396241	0,396241
39	0,051072	0,74194	0,839334	1	-0,396641	0,396641
40	0,040305	-0,16426	0,906202	1	-0,397001	0,397001
41	0,112344	1,48108	1,645336	1	-0,397326	0,397326
42	0,177758	1,42063	0,060447	1	-0,397619	0,397619
43	0,105015	-1,27711	2,697743	1	-0,397883	0,397883
44	0,084855	-0,29818	0,978933	1	-0,398121	0,398121
45	0,019836	-1,21554	0,917361	1	-0,398336	0,398336
46	-0,028878	-0,95443	0,261109	1	-0,398530	0,398530
47	-0,024657	0,05554	1,009968	1	-0,398705	0,398705
48	0,098374	2,43597	2,380435	1	-0,398863	0,398863
49	0,052350	-0,82211	3,258082	1	-0,399005	0,399005
50	-0,029941	-1,59348	0,771372	1	-0,399134	0,399134
51	-0,099485	-1,42081	0,172674	1	-0,399249	0,399249
52	-0,092531	0,03958	1,460384	1	-0,399354	0,399354
53	0,006524	1,88858	1,849003	1	-0,399448	0,399448
54	0,051663	0,90931	0,979272	1	-0,399533	0,399533
55	0,024092	-0,49976	1,409072	1	-0,399610	0,399610
56	0,095403	1,45031	1,950068	1	-0,399680	0,399680
57	0,036205	-1,08856	2,538863	1	-0,399742	0,399742
58	-0,049381	-1,67552	0,586960	1	-0,399798	0,399798
59	-0,088744	-0,83664	0,838876	1	-0,399849	0,399849
60	-0,029256	1,10103	1,937675	1	-0,399895	0,399895
61	-0,102994	-1,50403	2,605067	1	-0,399937	0,399937
62	-0,038693	1,18303	2,687061	1	-0,399974	0,399974
63	0,041024	1,55565	0,372628	1	-0,400008	0,400008
64	0,048126	0,18308	1,372579	1	-0,400038	0,400038
65	0,023744	-0,43953	0,622606	1	-0,400066	0,400066
66	-0,028343	-1,01798	0,578449	1	-0,400091	0,400091
67	0,008095	0,70040	1,718385	1	-0,400113	0,400113
68	0,067654	1,19927	0,498865	1	-0,400133	0,400133
69	0,039707	-0,49128	1,690554	1	-0,400152	0,400152
70	0,061460	0,47477	0,966053	1	-0,400168	0,400168
71	0,038068	-0,40638	0,881145	1	-0,400183	0,400183

Continuação ...

72	-0,071501	-2,15331	1,746930	1	-0,400196	0,400196
73	-0,111117	-0,86382	1,289487	1	-0,400208	0,400208
74	-0,091495	0,28132	1,145143	1	-0,400219	0,400219
75	-0,121287	-0,68734	0,968662	1	-0,400229	0,400229
76	-0,034717	1,61010	2,297441	1	-0,400238	0,400238
77	-0,015180	0,35602	1,254081	1	-0,400246	0,400246
78	-0,050030	-0,71217	1,068188	1	-0,400253	0,400253
79	-0,086547	-0,78038	0,068217	1	-0,400260	0,400260
80	-0,099228	-0,34016	0,440223	1	-0,400266	0,400266
81	-0,055015	0,78503	1,125191	1	-0,400271	0,400271
82	-0,131760	-1,58990	2,374930	1	-0,400276	0,400276
83	-0,255755	-2,61166	1,021763	1	-0,400280	0,400280
84	-0,206072	0,73791	3,349575	1	-0,400284	0,400284
85	-0,147264	0,97008	0,232165	1	-0,400288	0,400288
86	-0,078777	1,22248	0,252402	1	-0,400291	0,400291
87	-0,114179	-0,78681	2,009286	1	-0,400294	0,400294
88	-0,117549	-0,18158	0,605227	1	-0,400296	0,400296
89	-0,101367	0,20609	0,387667	1	-0,400299	0,400299
90	-0,049690	0,93217	0,726086	1	-0,400301	0,400301
91	-0,009041	0,76330	0,168876	1	-0,400303	0,400303
92	0,034392	0,85961	0,096319	1	-0,400304	0,400304

**- Análise numérica da décima primeira componente principal**

TABELA 25 - Valores numérico do gráfico EWMA com  $\lambda = 0,05$  e  $L = 2,50$  da décima primeira componente principal

<b>Amostr s</b>	<i>EWMA</i>	<i>Média</i>	<i>Desvio-padrão</i>	<i>n</i>	<i>LIC</i>	<i>LSC</i>
1	-0,014861	-0,29721	0,000000	1	-0,125000	0,125000
2	-0,023811	-0,19386	0,103352	1	-0,172414	0,172414
3	-0,066321	-0,87401	0,680150	1	-0,206042	0,206042
4	-0,094883	-0,63757	0,236441	1	-0,232248	0,232248
5	-0,038764	1,02750	1,665069	1	-0,253584	0,253584
6	-0,109881	-1,46111	2,488614	1	-0,271404	0,271404
7	-0,033864	1,41047	2,871584	1	-0,286537	0,286537
8	-0,062140	-0,59939	2,009857	1	-0,299538	0,299538
9	-0,011329	0,95407	1,553460	1	-0,310806	0,310806
10	0,041178	1,03882	0,084752	1	-0,320635	0,320635
11	0,031520	-0,15200	1,190820	1	-0,329254	0,329254
12	0,021318	-0,17250	0,020507	1	-0,336843	0,336843
13	-0,002269	-0,45043	0,277932	1	-0,343549	0,343549
14	-0,041956	-0,79601	0,345574	1	-0,349490	0,349490
15	-0,109508	-1,39300	0,596994	1	-0,354766	0,354766
16	-0,172434	-1,36802	0,024983	1	-0,359462	0,359462
17	-0,197308	-0,66993	0,698093	1	-0,363648	0,363648
18	-0,251945	-1,29003	0,620104	1	-0,367384	0,367384
19	-0,291891	-1,05088	0,239151	1	-0,370724	0,370724
20	-0,334965	-1,15336	0,102485	1	-0,373713	0,373713
21	-0,292751	0,50932	1,662681	1	-0,376390	0,376390
22	-0,304183	-0,52140	1,030721	1	-0,378790	0,378790
23	-0,251525	0,74899	1,270398	1	-0,380943	0,380943
24	-0,194826	0,88245	0,133453	1	-0,382875	0,382875
25	-0,205480	-0,40790	1,290346	1	-0,384611	0,384611
26	-0,234608	-0,78806	0,380159	1	-0,386171	0,386171
27	-0,237817	-0,29877	0,489285	1	-0,387573	0,387573
28	-0,236893	-0,21935	0,079426	1	-0,388834	0,388834
29	-0,217603	0,14891	0,368257	1	-0,389969	0,389969
30	-0,181616	0,50214	0,353234	1	-0,390990	0,390990
31	-0,104065	1,36940	0,867256	1	-0,391910	0,391910

Continuação ...

32	-0,138576	-0,79428	2,163681	1	-0,392738	0,392738
33	-0,046301	1,70692	2,501197	1	-0,393483	0,393483
34	0,047996	1,83964	0,132725	1	-0,394155	0,394155
35	0,114071	1,36948	0,470160	1	-0,394761	0,394761
36	0,071499	-0,73736	2,106839	1	-0,395306	0,395306
37	0,023053	-0,89743	0,160071	1	-0,395798	0,395798
38	-0,031763	-1,07327	0,175842	1	-0,396241	0,396241
39	0,001638	0,63625	1,709523	1	-0,396641	0,396641
40	0,049640	0,96169	0,325435	1	-0,397001	0,397001
41	0,055571	0,16826	0,793425	1	-0,397326	0,397326
42	0,082593	0,59600	0,427741	1	-0,397619	0,397619
43	0,125044	0,93162	0,335619	1	-0,397883	0,397883
44	0,073885	-0,89814	1,829767	1	-0,398121	0,398121
45	0,025172	-0,90038	0,002232	1	-0,398336	0,398336
46	0,015490	-0,16847	0,731909	1	-0,398530	0,398530
47	-0,036704	-1,02839	0,859925	1	-0,398705	0,398705
48	-0,109441	-1,49143	0,463038	1	-0,398863	0,398863
49	-0,106050	-0,04163	1,449804	1	-0,399005	0,399005
50	-0,088892	0,23711	0,278739	1	-0,399134	0,399134
51	-0,040736	0,87423	0,637116	1	-0,399249	0,399249
52	0,045337	1,68073	0,806505	1	-0,399354	0,399354
53	0,110415	1,34689	0,333843	1	-0,399448	0,399448
54	0,190041	1,70293	0,356042	1	-0,399533	0,399533
55	0,198045	0,35013	1,352805	1	-0,399610	0,399610
56	0,141195	-0,93897	1,289094	1	-0,399680	0,399680
57	0,082712	-1,02845	0,089481	1	-0,399742	0,399742
58	0,115436	0,73718	1,765631	1	-0,399798	0,399798
59	0,130458	0,41588	0,321306	1	-0,399849	0,399849
60	0,089882	-0,68107	1,096945	1	-0,399895	0,399895
61	0,000050	-1,70674	1,025675	1	-0,399937	0,399937
62	-0,019209	-0,38513	1,321615	1	-0,399974	0,399974
63	-0,009176	0,18145	0,566583	1	-0,400008	0,400008
64	-0,031076	-0,44719	0,628643	1	-0,400038	0,400038
65	-0,033873	-0,08700	0,360185	1	-0,400066	0,400066
66	0,018558	1,01474	1,101747	1	-0,400091	0,400091
67	0,010587	-0,14087	1,155608	1	-0,400113	0,400113
68	0,054135	0,88154	1,022407	1	-0,400133	0,400133
69	-0,013240	-1,29336	2,174901	1	-0,400152	0,400152
70	0,001148	0,27451	1,567874	1	-0,400168	0,400168
71	-0,096733	-1,95646	2,230978	1	-0,400183	0,400183
72	-0,148796	-1,13798	0,818479	1	-0,400196	0,400196
73	-0,211653	-1,40594	0,267952	1	-0,400208	0,400208
74	-0,349690	-2,97241	1,566475	1	-0,400219	0,400219
75	-0,337751	-0,11090	2,861512	1	-0,400229	0,400229
76	-0,309690	0,22347	0,334368	1	-0,400238	0,400238
77	-0,238652	1,11108	0,887611	1	-0,400246	0,400246
78	-0,167915	1,17607	0,064994	1	-0,400253	0,400253
79	-0,144294	0,30451	0,871563	1	-0,400260	0,400260
80	-0,146357	-0,18555	0,490061	1	-0,400266	0,400266
81	-0,142229	-0,06380	0,121752	1	-0,400271	0,400271
82	-0,116833	0,36570	0,429497	1	-0,400276	0,400276
83	-0,072973	0,76036	0,394663	1	-0,400280	0,400280
84	-0,080639	-0,22630	0,986665	1	-0,400284	0,400284
85	-0,071569	0,10076	0,327067	1	-0,400288	0,400288
86	0,061315	2,58611	2,485348	1	-0,400291	0,400291
87	0,087267	0,58035	2,005761	1	-0,400294	0,400294
88	0,143486	1,21166	0,631305	1	-0,400296	0,400296
89	0,148950	0,25277	0,958886	1	-0,400299	0,400299
90	0,200720	1,18435	0,931577	1	-0,400301	0,400301
91	0,198083	0,14797	1,036374	1	-0,400303	0,400303
92	0,242641	1,08924	0,941270	1	-0,400304	0,400304

**- Análise numérica da décima segunda componente principal**

TABELA 26 - Valores numérico do gráfico EWMA com  $\lambda = 0,05$  e  $L = 2,50$  da décima segunda componente principal

<b>Amostr s</b>	<i>EWMA</i>	<i>Média</i>	<i>Desvio-padrão</i>	<i>n</i>	<i>LIC</i>	<i>LSC</i>
1	0,024875	0,49749	0,000000	1	-0,125000	0,125000
2	0,108534	1,69806	1,200566	1	-0,172414	0,172414
3	0,195763	1,85311	0,155052	1	-0,206042	0,206042
4	0,206289	0,40630	1,446815	1	-0,232248	0,232248
5	0,216175	0,40401	0,002280	1	-0,253584	0,253584
6	0,116895	-1,76944	2,173455	1	-0,271404	0,271404
7	0,143960	0,65821	2,427647	1	-0,286537	0,286537
8	0,129997	-0,13530	0,793508	1	-0,299538	0,299538
9	0,041344	-1,64307	1,507772	1	-0,310806	0,310806
10	0,010201	-0,58151	1,061564	1	-0,320635	0,320635
11	-0,029744	-0,78870	0,207194	1	-0,329254	0,329254
12	0,002477	0,61469	1,403394	1	-0,336843	0,336843
13	-0,027210	-0,59127	1,205961	1	-0,343549	0,343549
14	-0,063411	-0,75123	0,159964	1	-0,349490	0,349490
15	-0,087812	-0,55143	0,199807	1	-0,354766	0,354766
16	-0,080577	0,05689	0,608319	1	-0,359462	0,359462
17	-0,142066	-1,31036	1,367250	1	-0,363648	0,363648
18	-0,162784	-0,55642	0,753940	1	-0,367384	0,367384
19	-0,071539	1,66210	2,218523	1	-0,370724	0,370724
20	-0,053577	0,28771	1,374396	1	-0,373713	0,373713
21	-0,007760	0,86276	0,575052	1	-0,376390	0,376390
22	0,098581	2,11906	1,256304	1	-0,378790	0,378790
23	0,094221	0,01138	2,107681	1	-0,380943	0,380943
24	0,155723	1,32427	1,312887	1	-0,382875	0,382875
25	0,183154	0,70434	0,619927	1	-0,384611	0,384611
26	0,179062	0,10131	0,603035	1	-0,386171	0,386171
27	0,159026	-0,22166	0,322967	1	-0,387573	0,387573
28	0,130215	-0,41720	0,195536	1	-0,388834	0,388834
29	0,129456	0,11504	0,532242	1	-0,389969	0,389969
30	0,111771	-0,22424	0,339285	1	-0,390990	0,390990
31	0,025472	-1,61422	1,389975	1	-0,391910	0,391910
32	-0,010754	-0,69904	0,915174	1	-0,392738	0,392738
33	-0,006041	0,08349	0,782534	1	-0,393483	0,393483
34	0,040468	0,92415	0,840661	1	-0,394155	0,394155
35	0,084281	0,91672	0,007438	1	-0,394761	0,394761
36	0,130434	1,00734	0,090626	1	-0,395306	0,395306
37	0,159126	0,70428	0,303065	1	-0,395798	0,395798
38	0,137844	-0,26651	0,970785	1	-0,396241	0,396241
39	0,188513	1,15122	1,417725	1	-0,396641	0,396641
40	0,177890	-0,02394	1,175156	1	-0,397001	0,397001
41	0,132642	-0,72707	0,703128	1	-0,397326	0,397326
42	0,106030	-0,39960	0,327471	1	-0,397619	0,397619
43	0,056248	-0,88962	0,490025	1	-0,397883	0,397883
44	0,007954	-0,90963	0,020006	1	-0,398121	0,398121
45	-0,049013	-1,13139	0,221765	1	-0,398336	0,398336
46	-0,035514	0,22097	1,352366	1	-0,398530	0,398530
47	-0,169662	-2,71848	2,939455	1	-0,398705	0,398705
48	-0,196662	-0,70966	2,008824	1	-0,398863	0,398863
49	-0,208858	-0,44058	0,269075	1	-0,399005	0,399005
50	-0,207218	-0,17606	0,264521	1	-0,399134	0,399134
51	-0,238459	-0,83203	0,655968	1	-0,399249	0,399249
52	-0,251587	-0,50101	0,331015	1	-0,399354	0,399354
53	-0,296305	-1,14596	0,644945	1	-0,399448	0,399448
54	-0,248602	0,65777	1,803725	1	-0,399533	0,399533
55	-0,158497	1,55349	0,895721	1	-0,399610	0,399610
56	-0,126647	0,47851	1,074972	1	-0,399680	0,399680

Continuação ...

57	-0,086197	0,68234	0,203828	1	-0,399742	0,399742
58	-0,130193	-0,96610	1,648444	1	-0,399798	0,399798
59	-0,206564	-1,65763	0,691527	1	-0,399849	0,399849
60	-0,152063	0,88347	2,541102	1	-0,399895	0,399895
61	-0,146693	-0,04468	0,928152	1	-0,399937	0,399937
62	-0,119021	0,40675	0,451424	1	-0,399974	0,399974
63	-0,109695	0,06750	0,339241	1	-0,400008	0,400008
64	-0,121982	-0,35544	0,422946	1	-0,400038	0,400038
65	-0,050910	1,29946	1,654902	1	-0,400066	0,400066
66	-0,011227	0,74275	0,556710	1	-0,400091	0,400091
67	-0,032607	-0,43881	1,181564	1	-0,400113	0,400113
68	-0,065572	-0,69191	0,253097	1	-0,400133	0,400133
69	-0,103965	-0,83344	0,141528	1	-0,400152	0,400152
70	0,024094	2,45723	3,290666	1	-0,400168	0,400168
71	0,032375	0,18971	2,267515	1	-0,400183	0,400183
72	0,121619	1,81724	1,627526	1	-0,400196	0,400196
73	0,162096	0,93117	0,886069	1	-0,400208	0,400208
74	0,196831	0,85679	0,074382	1	-0,400219	0,400219
75	0,206448	0,38918	0,467612	1	-0,400229	0,400229
76	0,213357	0,34464	0,044538	1	-0,400238	0,400238
77	0,321542	2,37704	2,032405	1	-0,400246	0,400246
78	0,324757	0,38585	1,991196	1	-0,400253	0,400253
79	0,252484	-1,12071	1,506552	1	-0,400260	0,400260
80	0,203189	-0,73341	0,387301	1	-0,400266	0,400266
81	0,179823	-0,26413	0,469271	1	-0,400271	0,400271
82	0,183428	0,25192	0,516052	1	-0,400276	0,400276
83	0,172483	-0,03546	0,287380	1	-0,400280	0,400280
84	0,079675	-1,68368	1,648215	1	-0,400284	0,400284
85	-0,037884	-2,27151	0,587835	1	-0,400288	0,400288
86	-0,039096	-0,06213	2,209383	1	-0,400291	0,400291
87	-0,087481	-1,00680	0,944670	1	-0,400294	0,400294
88	-0,055750	0,54715	1,553946	1	-0,400296	0,400296
89	-0,042976	0,19972	0,347425	1	-0,400299	0,400299
90	-0,035906	0,09842	0,101299	1	-0,400301	0,400301
91	-0,068701	-0,69181	0,790230	1	-0,400303	0,400303
92	-0,086202	-0,41871	0,273092	1	-0,400304	0,400304

### ANEXO 03 – Análise gráfica das componentes principais que não foram selecionadas para a identificação do conjunto de variáveis que serão monitoradas e/ou realimentadas

Neste anexo, apresentam-se os gráficos das últimas componentes principais que não foram selecionadas para a identificação das variáveis que apresentam a maior contribuição do sistema. O gráficos utilizados são os gráficos *X-barra* e *EWMA*, sendo este último construído utilizando o conjunto de parâmetros  $(I, L) = (0,05; 2,50)$ , cujos valores numéricos referentes a cada componente foram apresentados no ANEXO 02. Fazem parte desta análise a sexta, a sétima, a oitava, a nona, a décima, a décima primeira e a décima segunda componentes.

#### - Gráficos da sexta componente principal

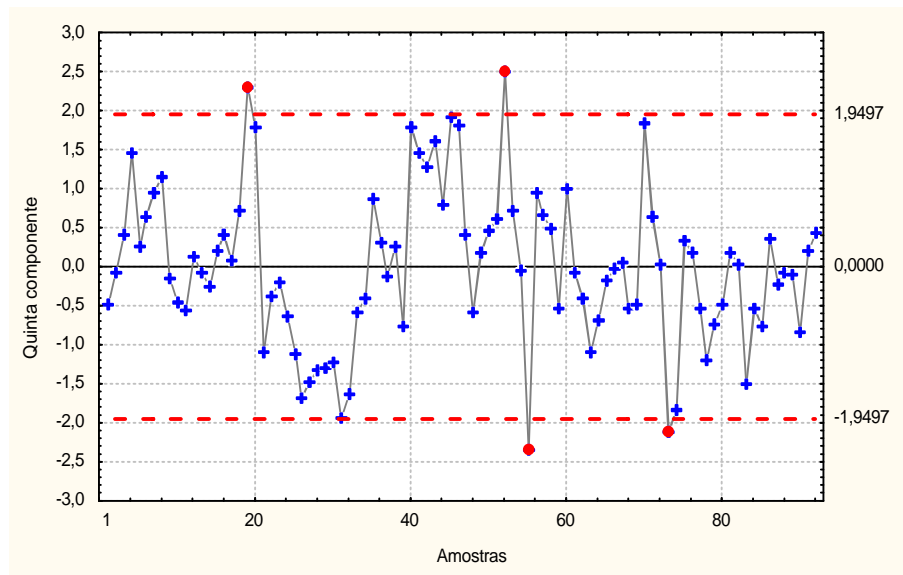


FIGURA 27 - Gráfico *X-barra* para a sexta componente



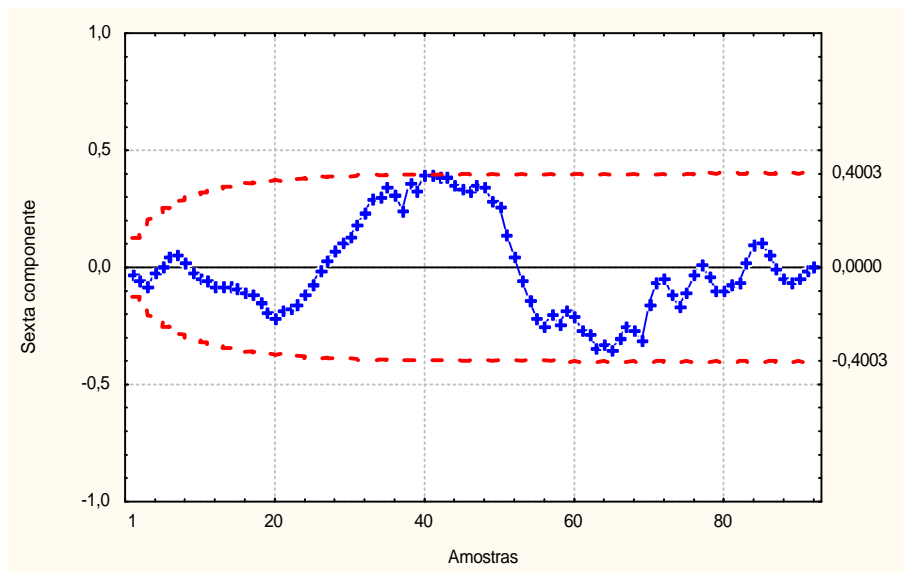


FIGURA 28 – Gráfico EWMA para a sexta CP com  $I = 0,05$  e  $L = 2,50$

Analisando-se a sexta componente tanto pelo gráfico *X-barra*, que apresenta quatro amostras fora dos limites de controle, quanto pelo gráfico EWMA, pode-se considerar esta componente como estando sob estado estável.

**- Análise da sétima componente**

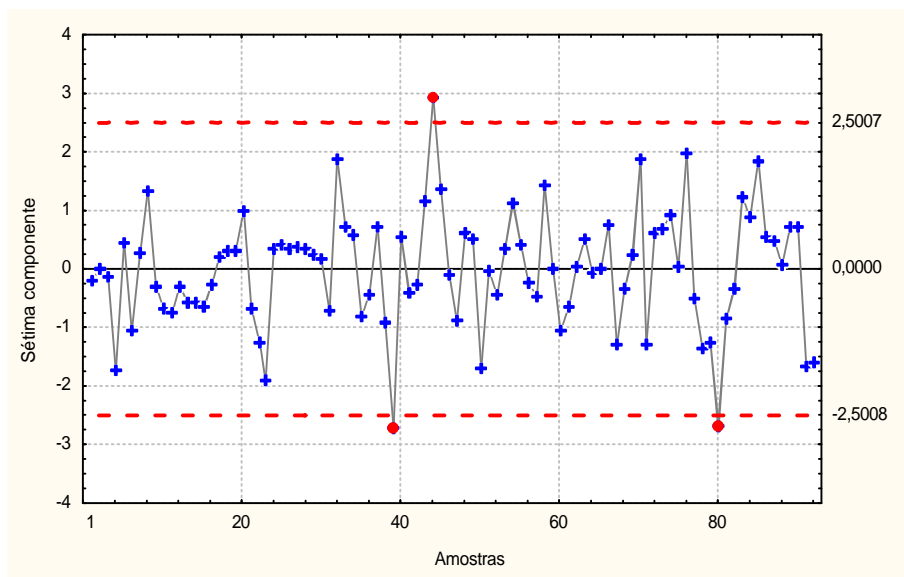


FIGURA 29 - Gráfico *X-barra* para a sétima componente

Conforme mostra a Figura 29, observa-se que existem três pontos fora de controle, o que não significa que a *CP* esteja fora de controle, pois os testes de seqüência realizados não mostraram evidências de que exista alguma seqüência de pontos que caracterize o sistema como fora de controle. Logo, estes pontos que ultrapassam os limites de controle podem ser encarados como uma observação extrema. Para certificar-se da estabilidade do sistema, passa-se a investigar a componente através do gráfico *EWMA*, mostrado na Figura 30.

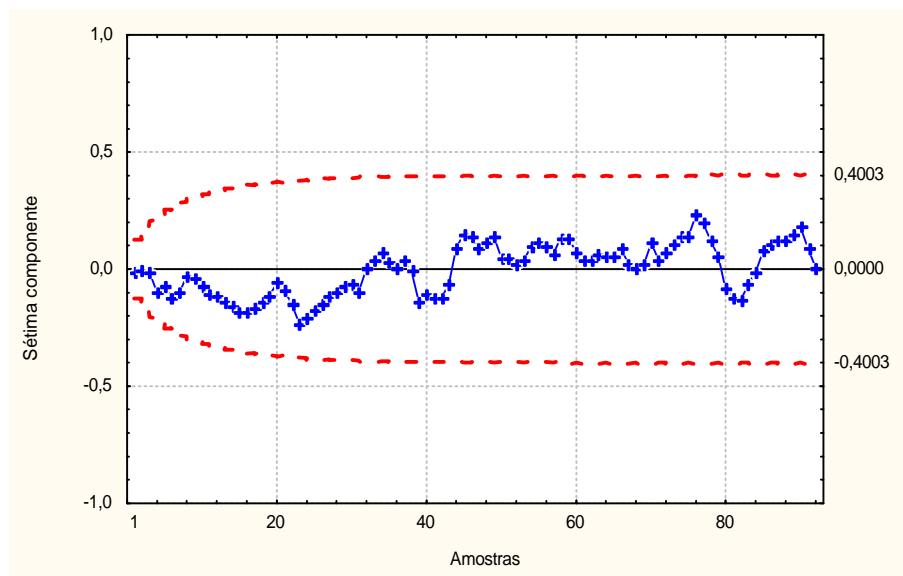


FIGURA 30 – Gráfico *EWMA* para a sétima *CP* com  $\lambda = 0,05$  e  $L = 2,50$

Observando-se a Figura 30, nota-se que todos os pontos estão dentro dos limites de controle, mostrando, dessa maneira, que não existem pequenas perturbações influenciando a estabilidade do processo.

- Gráficos da oitava componente principal

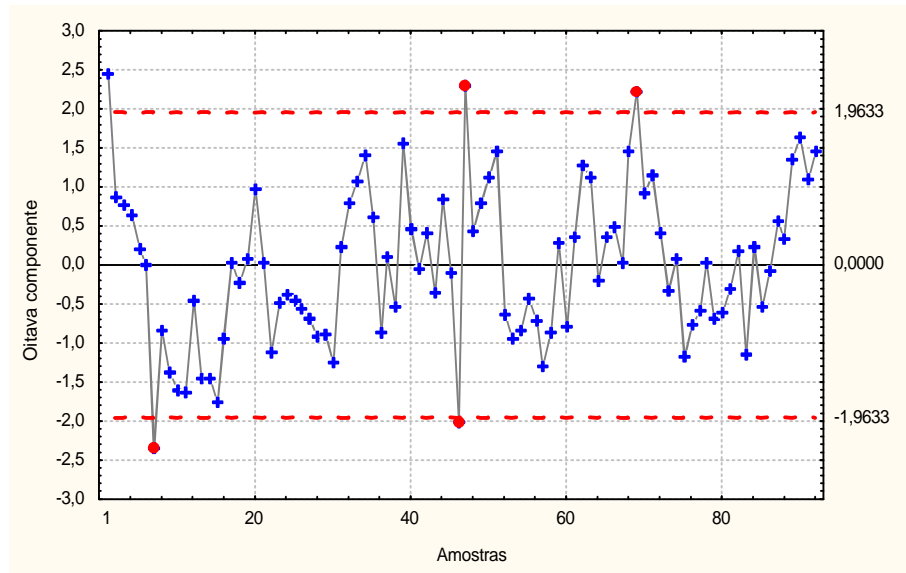


FIGURA 31 - Gráfico *X-barra* para a oitava componente

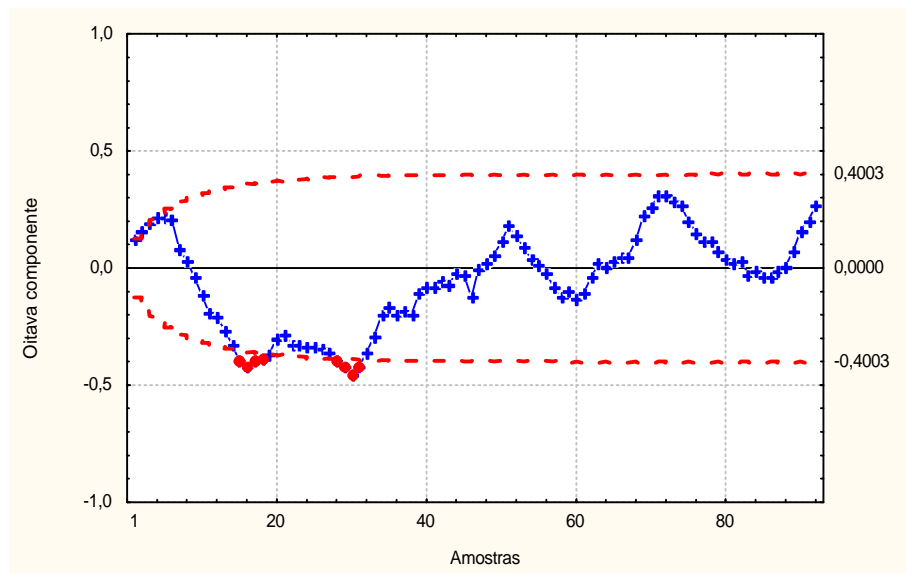


FIGURA 32 – Gráfico *EWMA* para a oitava *CP* com  $\lambda = 0,05$  e  $L = 2,50$

Por meio da análise dos gráficos *X-barra* e *EWMA*, apesar do gráfico *EWMA* apresentar alguns pontos fora dos limites de controle, esta componente pode ser considerada estável.

### - Análise da nona componente

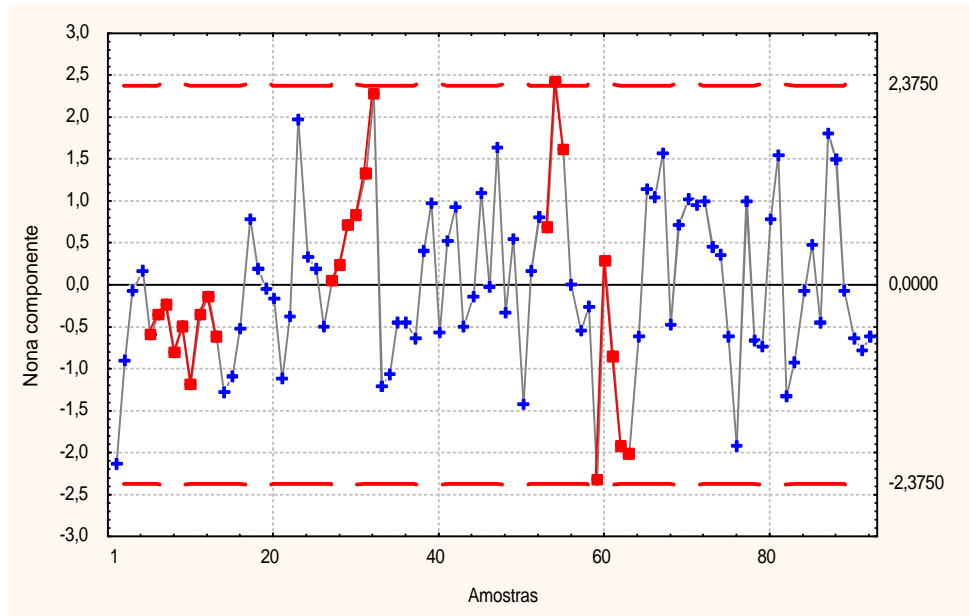


FIGURA 33 - Gráfico *X-barra* para a nona componente

Conforme mostra a Figura 33, observa-se que existe um ponto fora de controle, o que não significa que a *CP* esteja fora de controle. O teste de seqüência mostrará que existem 9 amostras de um mesmo lado da linha central, começando na amostra 5 e terminando na amostra 13. Existem também 6 amostras crescendo continuamente, começando na amostra 27 e terminando na amostra 32. Também foram localizados dois conjuntos de 3 pontos, sendo que 2 dos 3 estão na faixa de três desvios-padrões, começando em 53 e terminando em 55 e o outro conjunto começando em 61 e terminando em 63. Um outro conjunto de 5 pontos, onde 4 estão na faixa de 2 desvios-padrões, foram identificados, começando na amostra 59 e terminado na amostra 63. Diante destas evidências, pode-se dizer que o processo está fora de controle, sendo detectado pelo gráfico *X-barra*. Para se fazer uma análise completa da estabilidade do sistema, passa-se a investigar a componente através do gráfico *EWMA*, mostrado na Figura 34.

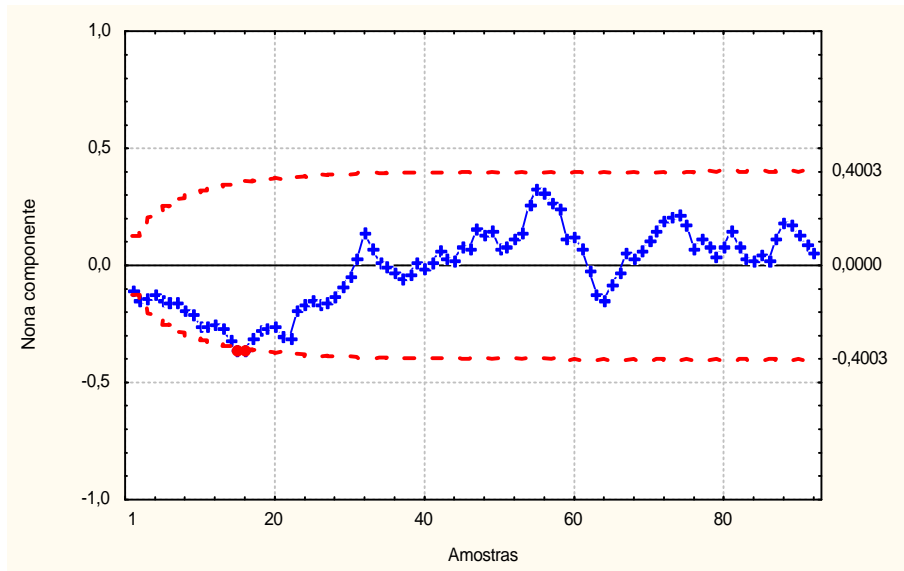


FIGURA 34 – Gráfico *EWMA* para a nona *CP* com  $\lambda = 0,05$  e  $L = 2,50$

Observando-se a Figura 34, nota-se que apenas dois pontos estão fora dos limites de controle, mas, no restante do processo, as observações estão estáveis, podendo esta instabilidade inicial afetar o processo restante.

**- Análise da décima componente**

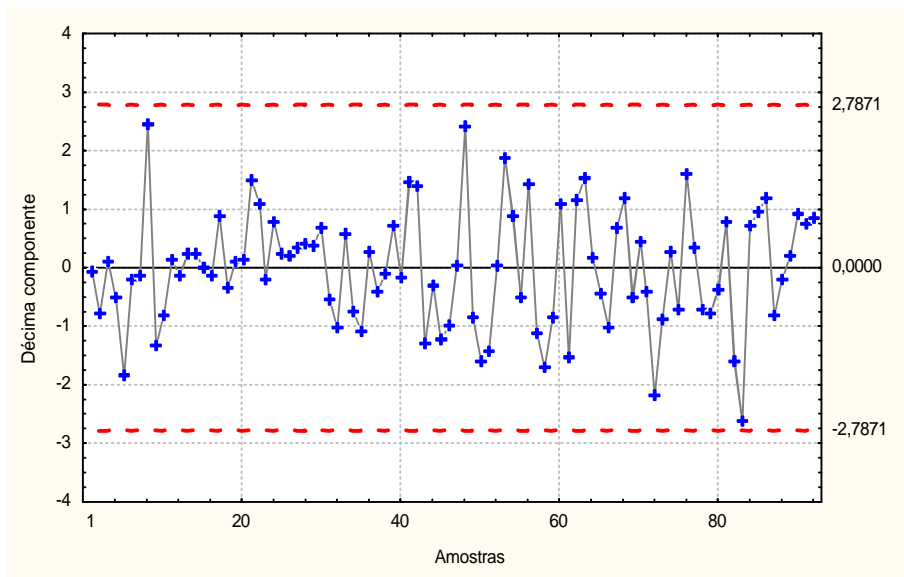


FIGURA 35 - Gráfico *X-barra* para a décima componente

Conforme mostra a Figura 35, observa-se que não existem pontos fora de controle, e os testes de seqüência realizados não mostraram evidências de que exista alguma seqüência de pontos que caracterize o sistema como fora de controle. Logo, o processo pode ser caracterizado sob controle. Para certificar-se da estabilidade do sistema, passa-se a investigar a componente através do gráfico *EWMA*, mostrado na Figura 36.

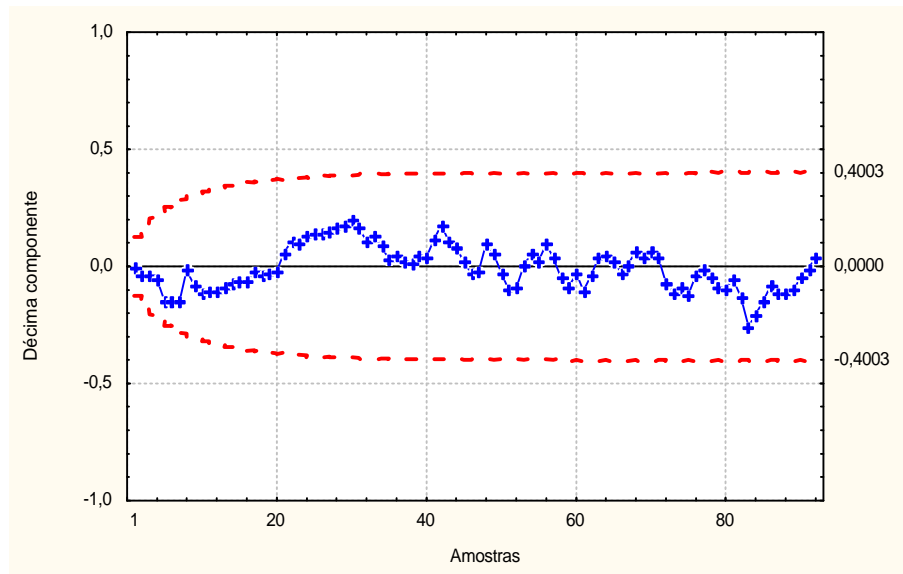


FIGURA 36 – Gráfico *EWMA* para a décima *CP* com  $\lambda = 0,05$  e  $L = 2,50$

Observando-se a Figura 36, nota-se que todos os pontos estão dentro dos limites de controle, mostrando, dessa maneira, que não existem pequenas perturbações influenciando a estabilidade do processo.

### - Análise da décima primeira componente

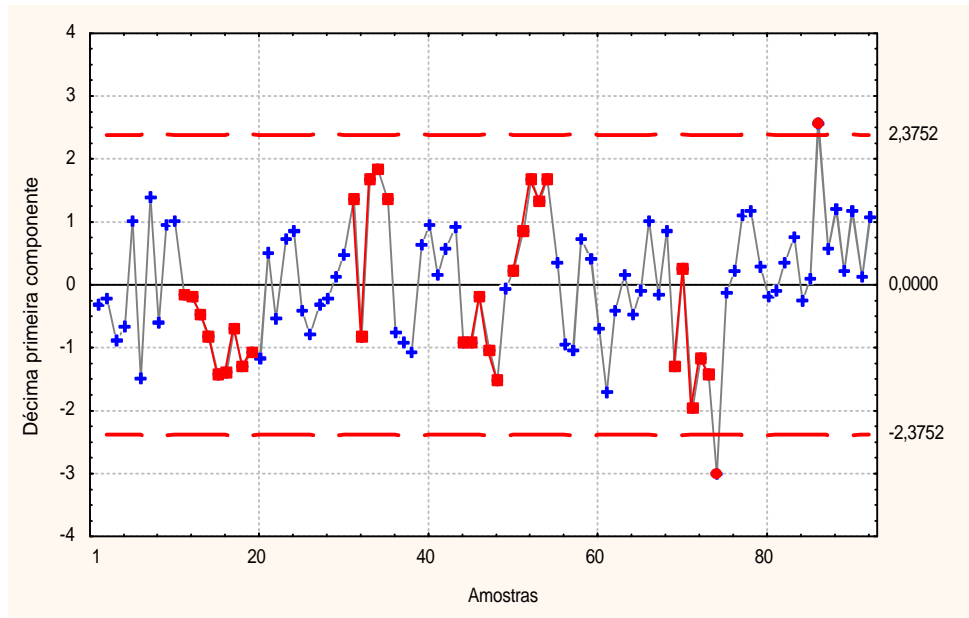


FIGURA 37 - Gráfico *X-barra* para a décima primeira componente

Conforme mostra a Figura 37, observa-se que existem dois pontos fora de controle e o teste de seqüências aponta para 1 conjunto de 9 amostras de um mesmo lado da linha central, começando na amostra 11 e terminando na amostra 19. Foram identificados dois conjuntos de 3 amostras, das quais dois pontos estavam na faixa de 3 desvios-padrões. Estas amostras são de 32 a 34 e de 52 a 54. Foram encontrados 5 conjuntos de 5 amostras, das quais 4 estavam na faixa de dois desvios padrões, sendo as seguintes amostras: de 14 a 18, de 31 a 35, de 44 a 48, de 50 a 54 e de 69 a 73. Diante destas evidências, pode-se dizer que o processo está fora de controle, sendo detectado pelo gráfico *X-barra*. Para se fazer uma análise completa da estabilidade do sistema, passa-se a investigar a componente através do gráfico *EWMA*, mostrado na Figura 38.

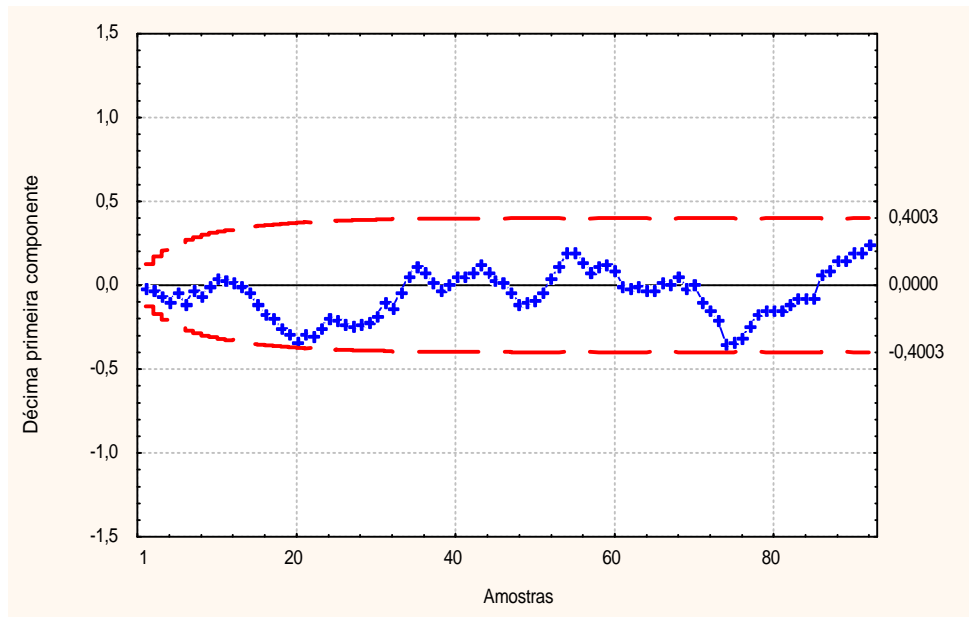


FIGURA 38 – Gráfico *EWMA* para a décima primeira *CP* com  $\lambda = 0,05$  e  $L=2,50$

Observando-se a Figura 38, nota-se que todos os pontos estão dentro dos limites de controle, mostrando, dessa maneira, que não existem pequenas perturbações influenciando a estabilidade do processo.

**- Análise da décima segunda componente**



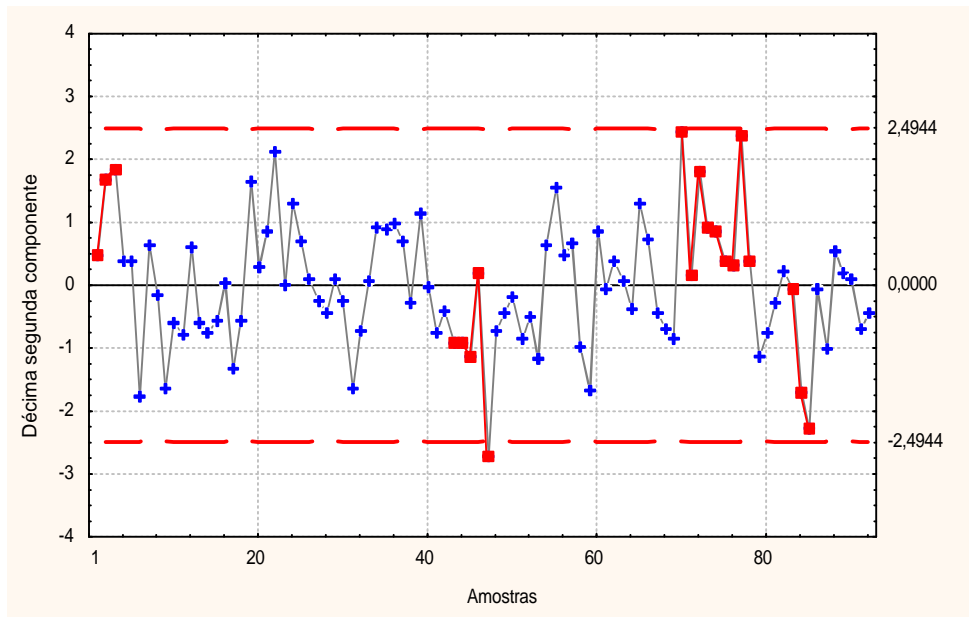


FIGURA 39 - Gráfico *X-barra* para a décima segunda componente

Conforme mostra a Figura 39, observa-se que existe apenas um ponto fora dos limites de controle, mas os testes de seqüências apontam que existem 9 amostras de um mesmo lado da linha central, começando na amostra 70 e terminando na amostra 78. Existem também 3 conjuntos de 3 amostras, nas quais duas amostras estão na faixa de 3 desvios padrões, sendo as seguintes amostras: de a 3, de 70 a 72 e de 83 a 85. Foram identificados também dois conjuntos de 5 amostras em que 4 estão na faixa de 2 desvios padrões. Diante destas evidências, pode-se dizer que o processo está fora de controle, sendo detectado pelo gráfico *X-barra*. Para se fazer uma análise completa da estabilidade do sistema, passa-se a investigar a componente através do gráfico *EWMA*, mostrado nas Figura 40.

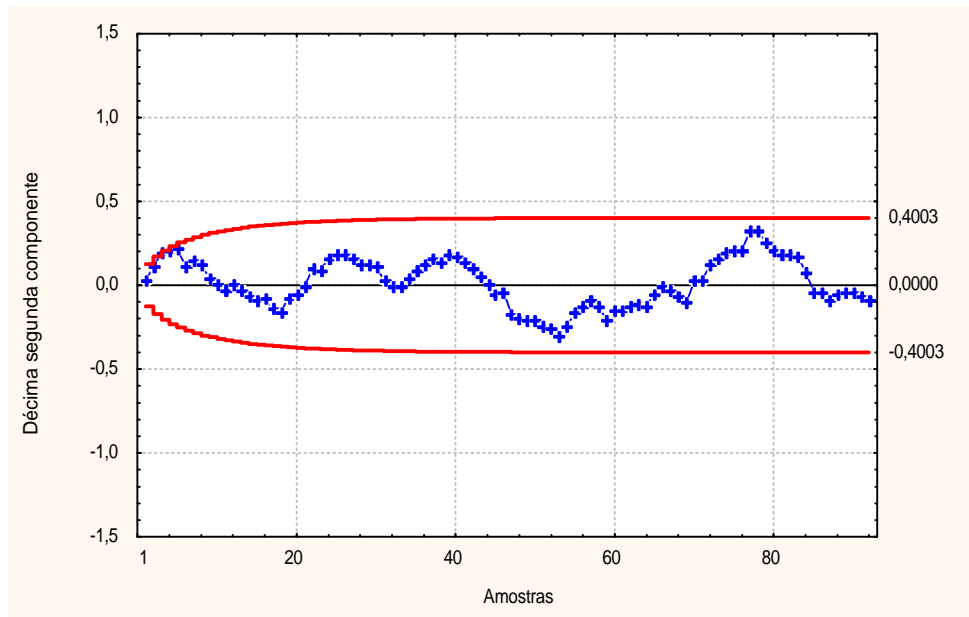


FIGURA 40 – Gráfico *EWMA* para a décima segunda *CP* com  $\lambda = 0,05$  e  $L=2,50$

Observando-se a Figura 40, nota-se que todos os pontos estão dentro dos limites de controle, mostrando, dessa maneira que não existem pequenas perturbações influenciando a estabilidade do processo.

**ANEXO 04 – Procura pelo melhor valor da constante de ponderação, para as variáveis que serão monitoradas e/ou realimentadas no sistema**

**TABELA 27 - Procura do valor ideal para a constante de ponderação  $\lambda$ , que forneça o melhor ajuste para a variável AQ6**

Número de Iterações	Valores de $\lambda$	Soma Quadrática dos Erros	Número de Iterações	Valores de $\lambda$	Soma Quadrática dos Erros
1	0,100000	498,9784	46	0,550000	642,1523
2	0,110000	500,2907	47	0,560000	646,9373
3	0,120000	501,6471	48	0,570000	651,7886
4	0,130000	503,0706	49	0,580000	656,7071
5	0,140000	504,5789	50	0,590000	661,6941
6	0,150000	506,1844	51	0,600000	666,7507
7	0,160000	507,8953	52	0,610000	671,8782
8	0,170000	509,7167	53	0,620000	677,0780
9	0,180000	511,6509	54	0,630000	682,3515
10	0,190000	513,6982	55	0,640000	687,7003
11	0,200000	515,8575	56	0,650000	693,1262
12	0,210000	518,1265	57	0,660000	698,6306
13	0,220000	520,5023	58	0,670000	704,2156
14	0,230000	522,9814	59	0,680000	709,8831
15	0,240000	525,5604	60	0,690000	715,6349
16	0,250000	528,2355	61	0,700000	721,4733
17	0,260000	531,0031	62	0,710000	727,4004
18	0,270000	533,8597	63	0,720000	733,4185
19	0,280000	536,8020	64	0,730000	739,5299
20	0,290000	539,8269	65	0,740000	745,7373
21	0,300000	542,9314	66	0,750000	752,0431
22	0,310000	546,1131	67	0,760000	758,4501
23	0,320000	549,3694	68	0,770000	764,9611
24	0,330000	552,6981	69	0,780000	771,5789
25	0,340000	556,0975	70	0,790000	778,3065
26	0,350000	559,5656	71	0,800000	785,1472
27	0,360000	563,1010	72	0,810000	792,1041
28	0,370000	566,7023	73	0,820000	799,1807
29	0,380000	570,3684	74	0,830000	806,3803
30	0,390000	574,0982	75	0,840000	813,7067
31	0,400000	577,8910	76	0,850000	821,1634
32	0,410000	581,7461	77	0,860000	828,7545
33	0,420000	585,6628	78	0,870000	836,4840
34	0,430000	589,6408	79	0,880000	844,3558
35	0,440000	593,6797	80	0,890000	852,3745
36	0,450000	597,7794	81	0,900000	860,5443
37	0,460000	601,9398	82	0,910000	868,8699
38	0,470000	606,1610	83	0,920000	877,3561
39	0,480000	610,4430	84	0,930000	886,0077
40	0,490000	614,7860	85	0,940000	894,8299
41	0,500000	619,1905	86	0,950000	903,8279
42	0,510000	623,6569	87	0,960000	913,0072
43	0,520000	628,1856	88	0,970000	922,3734
44	0,530000	632,7772	89	0,980000	931,9324
45	0,540000	637,4325	90	0,990000	941,6902

**TABELA 28 - Procura do valor ideal para a constante de ponderação  $\lambda$ , que forneça o melhor ajuste para a variável *RF1***

Número de Iterações	Valores de $\lambda$	Soma Quadrática dos Erros	Número de Iterações	Valores de $\lambda$	Soma Quadrática dos Erros
1	0,100000	322,3064	46	0,550000	429,8239
2	0,110000	323,2345	47	0,560000	433,5050
3	0,120000	324,2608	48	0,570000	437,2457
4	0,130000	325,3836	49	0,580000	441,0470
5	0,140000	326,5994	50	0,590000	444,9095
6	0,150000	327,9037	51	0,600000	448,8343
7	0,160000	329,2918	52	0,610000	452,8221
8	0,170000	330,7592	53	0,620000	456,8741
9	0,180000	332,3019	54	0,630000	460,9913
10	0,190000	333,9160	55	0,640000	465,1747
11	0,200000	335,5985	56	0,650000	469,4254
12	0,210000	337,3466	57	0,660000	473,7448
13	0,220000	339,1579	58	0,670000	478,1340
14	0,230000	341,0306	59	0,680000	482,5944
15	0,240000	342,9631	60	0,690000	487,1273
16	0,250000	344,9539	61	0,700000	491,7343
17	0,260000	347,0020	62	0,710000	496,4168
18	0,270000	349,1063	63	0,720000	501,1764
19	0,280000	351,2662	64	0,730000	506,0149
20	0,290000	353,4809	65	0,740000	510,9339
21	0,300000	355,7500	66	0,750000	515,9354
22	0,310000	358,0730	67	0,760000	521,0211
23	0,320000	360,4494	68	0,770000	526,1933
24	0,330000	362,8791	69	0,780000	531,4538
25	0,340000	365,3619	70	0,790000	536,8051
26	0,350000	367,8974	71	0,800000	542,2494
27	0,360000	370,4856	72	0,810000	547,7891
28	0,370000	373,1265	73	0,820000	553,4268
29	0,380000	375,8200	74	0,830000	559,1651
30	0,390000	378,5661	75	0,840000	565,0069
31	0,400000	381,3649	76	0,850000	570,9550
32	0,410000	384,2164	77	0,860000	577,0126
33	0,420000	387,1208	78	0,870000	583,1828
34	0,430000	390,0783	79	0,880000	589,4691
35	0,440000	393,0891	80	0,890000	595,8750
36	0,450000	396,1534	81	0,900000	602,4042
37	0,460000	399,2715	82	0,910000	609,0605
38	0,470000	402,4437	83	0,920000	615,8482
39	0,480000	405,6705	84	0,930000	622,7714
40	0,490000	408,9522	85	0,940000	629,8346
41	0,500000	412,2893	86	0,950000	637,0426
42	0,510000	415,6822	87	0,960000	644,4003
43	0,520000	419,1316	88	0,970000	651,9129
44	0,530000	422,6379	89	0,980000	659,5859
45	0,540000	426,2018	90	0,990000	667,4250

**TABELA 29 - Procura do valor ideal para a constante de ponderação  $\lambda$ , que forneça o melhor ajuste para a variável *RF2***

Número de Iterações	Valores de $\lambda$	Soma Quadrática dos Erros	Número de Iterações	Valores de $\lambda$	Soma Quadrática dos Erros
1	0,100000	350,3542	46	0,550000	418,0584
2	0,110000	351,7030	47	0,560000	419,7631
3	0,120000	353,0462	48	0,570000	421,4828
4	0,130000	354,3882	49	0,580000	423,2186
5	0,140000	355,7320	50	0,590000	424,9713
6	0,150000	357,0803	51	0,600000	426,7420
7	0,160000	358,4348	52	0,610000	428,5317
8	0,170000	359,7971	53	0,620000	430,3416
9	0,180000	361,1683	54	0,630000	432,1726
10	0,190000	362,5492	55	0,640000	434,0260
11	0,200000	363,9404	56	0,650000	435,9028
12	0,210000	365,3425	57	0,660000	437,8043
13	0,220000	366,7555	58	0,670000	439,7315
14	0,230000	368,1796	59	0,680000	441,6857
15	0,240000	369,6146	60	0,690000	443,6681
16	0,250000	371,0604	61	0,700000	445,6799
17	0,260000	372,5166	62	0,710000	447,7225
18	0,270000	373,9828	63	0,720000	449,7970
19	0,280000	375,4587	64	0,730000	451,9047
20	0,290000	376,9437	65	0,740000	454,0470
21	0,300000	378,4373	66	0,750000	456,2252
22	0,310000	379,9391	67	0,760000	458,4406
23	0,320000	381,4487	68	0,770000	460,6945
24	0,330000	382,9655	69	0,780000	462,9885
25	0,340000	384,4892	70	0,790000	465,3238
26	0,350000	386,0195	71	0,800000	467,7020
27	0,360000	387,5560	72	0,810000	470,1244
28	0,370000	389,0987	73	0,820000	472,5926
29	0,380000	390,6472	74	0,830000	475,1081
30	0,390000	392,2015	75	0,840000	477,6723
31	0,400000	393,7617	76	0,850000	480,2869
32	0,410000	395,3277	77	0,860000	482,9534
33	0,420000	396,8997	78	0,870000	485,6735
34	0,430000	398,4779	79	0,880000	488,4488
35	0,440000	400,0626	80	0,890000	491,2810
36	0,450000	401,6540	81	0,900000	494,1719
37	0,460000	403,2527	82	0,910000	497,1232
38	0,470000	404,8590	83	0,920000	500,1367
39	0,480000	406,4735	84	0,930000	503,2144
40	0,490000	408,0967	85	0,940000	506,3581
41	0,500000	409,7293	86	0,950000	509,5698
42	0,510000	411,3720	87	0,960000	512,8515
43	0,520000	413,0254	88	0,970000	516,2052
44	0,530000	414,6904	89	0,980000	519,6332
45	0,540000	416,3678	90	0,990000	523,1377

**TABELA 30 - Procura do valor ideal para a constante de ponderação  $\lambda$ , que forneça o melhor ajuste para a variável AQ1**

Número de Iterações	Valores de $\lambda$	Soma Quadrática dos Erros	Número de Iterações	Valores de $\lambda$	Soma Quadrática dos Erros
1	0,100000	498,9784	46	0,550000	642,1523
2	0,110000	500,2907	47	0,560000	646,9373
3	0,120000	501,6471	48	0,570000	651,7886
4	0,130000	503,0706	49	0,580000	656,7071
5	0,140000	504,5789	50	0,590000	661,6941
6	0,150000	506,1844	51	0,600000	666,7507
7	0,160000	507,8953	52	0,610000	671,8782
8	0,170000	509,7167	53	0,620000	677,0780
9	0,180000	511,6509	54	0,630000	682,3515
10	0,190000	513,6982	55	0,640000	687,7003
11	0,200000	515,8575	56	0,650000	693,1262
12	0,210000	518,1265	57	0,660000	698,6306
13	0,220000	520,5023	58	0,670000	704,2156
14	0,230000	522,9814	59	0,680000	709,8831
15	0,240000	525,5604	60	0,690000	715,6349
16	0,250000	528,2355	61	0,700000	721,4733
17	0,260000	531,0031	62	0,710000	727,4004
18	0,270000	533,8597	63	0,720000	733,4185
19	0,280000	536,8020	64	0,730000	739,5299
20	0,290000	539,8269	65	0,740000	745,7373
21	0,300000	542,9314	66	0,750000	752,0431
22	0,310000	546,1131	67	0,760000	758,4501
23	0,320000	549,3694	68	0,770000	764,9611
24	0,330000	552,6981	69	0,780000	771,5789
25	0,340000	556,0975	70	0,790000	778,3065
26	0,350000	559,5656	71	0,800000	785,1472
27	0,360000	563,1010	72	0,810000	792,1041
28	0,370000	566,7023	73	0,820000	799,1807
29	0,380000	570,3684	74	0,830000	806,3803
30	0,390000	574,0982	75	0,840000	813,7067
31	0,400000	577,8910	76	0,850000	821,1634
32	0,410000	581,7461	77	0,860000	828,7545
33	0,420000	585,6628	78	0,870000	836,4840
34	0,430000	589,6408	79	0,880000	844,3558
35	0,440000	593,6797	80	0,890000	852,3745
36	0,450000	597,7794	81	0,900000	860,5443
37	0,460000	601,9398	82	0,910000	868,8699
38	0,470000	606,1610	83	0,920000	877,3561
39	0,480000	610,4430	84	0,930000	886,0077
40	0,490000	614,7860	85	0,940000	894,8299
41	0,500000	619,1905	86	0,950000	903,8279
42	0,510000	623,6569	87	0,960000	913,0072
43	0,520000	628,1856	88	0,970000	922,3734
44	0,530000	632,7772	89	0,980000	931,9324
45	0,540000	637,4325	90	0,990000	941,6902

**TABELA 31 - Procura do valor ideal para a constante de ponderação  $\lambda$ , que forneça o melhor ajuste para a variável AQ2**

Número de Iterações	Valores de $\lambda$	Soma Quadrática dos Erros	Número de Iterações	Valores de $\lambda$	Soma Quadrática dos Erros
1	0,100000	322,3064	46	0,550000	429,8239
2	0,110000	323,2345	47	0,560000	433,5050
3	0,120000	324,2608	48	0,570000	437,2457
4	0,130000	325,3836	49	0,580000	441,0470
5	0,140000	326,5994	50	0,590000	444,9095
6	0,150000	327,9037	51	0,600000	448,8343
7	0,160000	329,2918	52	0,610000	452,8221
8	0,170000	330,7592	53	0,620000	456,8741
9	0,180000	332,3019	54	0,630000	460,9913
10	0,190000	333,9160	55	0,640000	465,1747
11	0,200000	335,5985	56	0,650000	469,4254
12	0,210000	337,3466	57	0,660000	473,7448
13	0,220000	339,1579	58	0,670000	478,1340
14	0,230000	341,0306	59	0,680000	482,5944
15	0,240000	342,9631	60	0,690000	487,1273
16	0,250000	344,9539	61	0,700000	491,7343
17	0,260000	347,0020	62	0,710000	496,4168
18	0,270000	349,1063	63	0,720000	501,1764
19	0,280000	351,2662	64	0,730000	506,0149
20	0,290000	353,4809	65	0,740000	510,9339
21	0,300000	355,7500	66	0,750000	515,9354
22	0,310000	358,0730	67	0,760000	521,0211
23	0,320000	360,4494	68	0,770000	526,1933
24	0,330000	362,8791	69	0,780000	531,4538
25	0,340000	365,3619	70	0,790000	536,8051
26	0,350000	367,8974	71	0,800000	542,2494
27	0,360000	370,4856	72	0,810000	547,7891
28	0,370000	373,1265	73	0,820000	553,4268
29	0,380000	375,8200	74	0,830000	559,1651
30	0,390000	378,5661	75	0,840000	565,0069
31	0,400000	381,3649	76	0,850000	570,9550
32	0,410000	384,2164	77	0,860000	577,0126
33	0,420000	387,1208	78	0,870000	583,1828
34	0,430000	390,0783	79	0,880000	589,4691
35	0,440000	393,0891	80	0,890000	595,8750
36	0,450000	396,1534	81	0,900000	602,4042
37	0,460000	399,2715	82	0,910000	609,0605
38	0,470000	402,4437	83	0,920000	615,8482
39	0,480000	405,6705	84	0,930000	622,7714
40	0,490000	408,9522	85	0,940000	629,8346
41	0,500000	412,2893	86	0,950000	637,0426
42	0,510000	415,6822	87	0,960000	644,4003
43	0,520000	419,1316	88	0,970000	651,9129
44	0,530000	422,6379	89	0,980000	659,5859
45	0,540000	426,2018	90	0,990000	667,4250

**TABELA 32 - Procura do valor ideal para a constante de ponderação  $\lambda$ , que forneça o melhor ajuste para a variável AQ3**

Número de Iterações	Valores de $\lambda$	Soma Quadrática dos Erros	Número de Iterações	Valores de $\lambda$	Soma Quadrática dos Erros
1	0,100000	350,3542	46	0,550000	418,0584
2	0,110000	351,7030	47	0,560000	419,7631
3	0,120000	353,0462	48	0,570000	421,4828
4	0,130000	354,3882	49	0,580000	423,2186
5	0,140000	355,7320	50	0,590000	424,9713
6	0,150000	357,0803	51	0,600000	426,7420
7	0,160000	358,4348	52	0,610000	428,5317
8	0,170000	359,7971	53	0,620000	430,3416
9	0,180000	361,1683	54	0,630000	432,1726
10	0,190000	362,5492	55	0,640000	434,0260
11	0,200000	363,9404	56	0,650000	435,9028
12	0,210000	365,3425	57	0,660000	437,8043
13	0,220000	366,7555	58	0,670000	439,7315
14	0,230000	368,1796	59	0,680000	441,6857
15	0,240000	369,6146	60	0,690000	443,6681
16	0,250000	371,0604	61	0,700000	445,6799
17	0,260000	372,5166	62	0,710000	447,7225
18	0,270000	373,9828	63	0,720000	449,7970
19	0,280000	375,4587	64	0,730000	451,9047
20	0,290000	376,9437	65	0,740000	454,0470
21	0,300000	378,4373	66	0,750000	456,2252
22	0,310000	379,9391	67	0,760000	458,4406
23	0,320000	381,4487	68	0,770000	460,6945
24	0,330000	382,9655	69	0,780000	462,9885
25	0,340000	384,4892	70	0,790000	465,3238
26	0,350000	386,0195	71	0,800000	467,7020
27	0,360000	387,5560	72	0,810000	470,1244
28	0,370000	389,0987	73	0,820000	472,5926
29	0,380000	390,6472	74	0,830000	475,1081
30	0,390000	392,2015	75	0,840000	477,6723
31	0,400000	393,7617	76	0,850000	480,2869
32	0,410000	395,3277	77	0,860000	482,9534
33	0,420000	396,8997	78	0,870000	485,6735
34	0,430000	398,4779	79	0,880000	488,4488
35	0,440000	400,0626	80	0,890000	491,2810
36	0,450000	401,6540	81	0,900000	494,1719
37	0,460000	403,2527	82	0,910000	497,1232
38	0,470000	404,8590	83	0,920000	500,1367
39	0,480000	406,4735	84	0,930000	503,2144
40	0,490000	408,0967	85	0,940000	506,3581
41	0,500000	409,7293	86	0,950000	509,5698
42	0,510000	411,3720	87	0,960000	512,8515
43	0,520000	413,0254	88	0,970000	516,2052
44	0,530000	414,6904	89	0,980000	519,6332
45	0,540000	416,3678	90	0,990000	523,1377



## **Custos relacionados com a aplicação da metodologia**

Os processos de fabricação e os de prestação de serviços recebem entradas na forma de recursos físicos, humanos e monetárias. Os resultados desses processos, à primeira vista, deveriam ser produtos ou serviços. Todavia, nem todas as entradas se transformam em produtos e serviços. Os processos encerram outros tipos de resultados; que consistem em refugos, unidades defeituosas, desperdícios e sobras. Segundo CROSBY (1979) estima-se que os desperdícios nas empresas industriais, em média, correspondem a 20% das vendas, enquanto nas prestadoras de serviço chegam a alcançar 40% dos gastos operacionais.

Com o propósito de evitar desperdícios e devido a grande concorrência do mercado consumidor, as ferramentas utilizadas no controle da qualidade ganharam um papel de destaque na maioria das empresas. Esse fato foi responsável pela criação dos departamentos da qualidade, pois havia a necessidade de implantação métodos que melhorassem a qualidade dos produtos e processos. Inicialmente ferramentas como os gráficos de causa-e-efeito, programa 5S, e gráficos de controle foram implementados. Mas as empresas buscam ainda mais, necessitam de um controle mais especializado para se manter no mercado.

Em geral as ferramentas de *CEP* são bem conhecidas e aplicadas na maioria das empresas, e são de responsabilidade do departamento de controle da qualidade. Neste trabalho uma nova metodologia foi proposta, que é a utilização das técnicas de *CEnP*, sendo necessário um treinamento do corpo técnico do departamento da qualidade para a sua aplicação.

As premissas estratégicas para a utilização plena dos sistema da qualidade citadas por CAMPANELLA, (1999) e ROBLES, (1994) apóiam-se no tripé:

- para cada falha, sempre haverá uma causa;

- as causas são evitáveis;
- a prevenção sempre é mais barata,

Observando-se as premissas estratégicas, a metodologia proposta tem o objetivo de minimizar a produção de itens defeituosos e certamente não trará custos adicionais para a empresa, pois não será necessária a aquisição de equipamentos e nem a contratação de pessoal especializado, pois o corpo técnico que trabalha na empresa tem plena capacidade de absorver as etapas da metodologia após um treinamento e este certamente será mais rentável para a empresa, pelo que é exposto a seguir.

O sistema de custos da qualidade reporta e revela o montante deste custo de oportunidade. Essa informação tem por escopo forçar a administração a corrigir o processo para interromper-se a produção de um produto de segunda, passando-se a voltar a produzir o produto normal de primeira linha, o qual encerra maior valor agregado.

Na empresa *CECRISA*, após o produto ser elaborado, o mesmo deve ser avaliado para verificar se ele pode avançar na linha de produção. Se for detectado que um item ou lote está sujeito a algum tipo de variação em suas características de qualidade, uma medida corretiva deve ser iniciada. O que se pretende é que o produto que será destinado para a etapa seguinte de produção ou para venda tenha uma boa qualidade, evitando-se assim algum tipo de redução no seu preço de venda ou na elevação de custos para o seu aproveitamento.

Então quando se percebe que alguma perturbação está presente no processo, deve-se tentar minimizar as perdas do processo, quer seja pela utilização de técnicas de *CEP* ou *CEnP*, ou pela utilização de ambas.

Se o produto possuir um pequeno defeito e puder ser recuperado e vendido ao consumidor final, o custo adicional que se tem é a aplicação de uma camada mais grossa de esmalte na peça para esconder os possíveis defeitos (trincas, coloração diferente na peça e entre as peças, sapecados laterais, baixa resistência mecânica do material e peças com dimensões

diferentes) fazendo que o preço de venda seja reduzido, sem levar em consideração que existe a preocupação de manter a imagem da empresa, como sendo a que produz itens de qualidade.

A produção de um produto de segunda linha implica um custo de oportunidade por não se ter produzido um produto de primeira linha. Além disso, devem-se computar os custos financeiros pela manutenção em estoque e não venda como boa das unidades defeituosas, bem como os custos de oportunidade incorridos pela locação de recursos na recuperação, quando eles poderiam esta sendo aplicados na produção de novas unidades boas.

Se o item voltar a alguma etapa inicial do processo, para ser retrabalhado, os custos incorridos em matéria-prima que nele foi empregado até aquela etapa de produção são perdidos, tendo que computar além disso os novos gastos com mão-de-obra, desgastes de maquinaria e tempo gasto para as sua produção.

A ocorrência de unidades defeituosas deve ser evitada ao máximo possível. O fenômeno conhecido como fábrica escondida, reflete a postura administrativa de admitir a ocorrência de unidades defeituosas, em virtude de praticamente reservar espaços ou linhas de produção para reprocessar unidades devolvidas pelos clientes e unidades rejeitadas antes do embarque.

No caso específico da empresa *CECRISA* – Unidade II, que possui o forno de queima do tipo túnel, verifica-se que quando o processo de queima não está calibrado corretamente, uma grande quantidade de material cerâmico é desperdiçado, pois o forno tem a capacidade de queima de 56 vagonetas com 260 m<sup>2</sup> de biscoito a cada 24 horas e quando alguma falha na etapa de queima é detectada, já ocorreu a produção de quatro ou cinco vagonetas, o que corresponde a no mínimo 1.040 m<sup>2</sup> de biscoito desperdiçados. O material que não apresenta uma perda total é vendido como produto de segunda linha o que acarreta um preço baixo de venda e quando o produto é devolvido para empresa por não atender as

especificações necessárias do cliente a empresa é que arca com os custos de transporte da devolução do produto e a reposição do mesmo para o comprador, gerando custos adicionais e colocando em jogo o nome da empresa.

Com a metodologia proposta, procura-se uma minimização nas perdas, podendo-se antever quando o processo apresentar uma instabilidade, podendo-se assim efetuar uma correção no mesmo.

As técnicas dos custo da qualidade podem ser suplementadas para justificar trocas para melhoria da satisfação do cliente. O ganho monetário para uma empresa por ter clientes mais satisfeitos pode ser quantificada. Um cliente mais satisfeito terá muito mais vontade de comprar da mesma empresa. O reembolso é um ganho em repetir as vendas e um acompanhamento crescente no fluxo de caixa no futuro. Em contraste, um cliente insatisfeito pode dizer para trinta e cinco outras pessoas sobre o problema, podendo causar severos efeitos nas vendas futuras da empresa CAMPANELLA, (1999).

Uma ferramenta que deve auxiliar a empresa na tomada de decisão de para a implantar um sistema que melhore a qualidade de seus produtos é denominada de sistema de custos da qualidade, a qual tem a função de verificar exatamente quais são os custos nas categorias de custos do controle (custos de prevenção, custos de avaliação) e custos das falhas dos controles (custos das falhas internas, custos das falhas externas).

Para que uma fábrica esteja engajada no sistema da qualidade, será necessário que ela tenha condições de saber controlar o total produzido, o montante de refugos, a quantidade de defeitos ou retrabalho necessário ISHIKAWA, (1985), mostrando o diferencial de preços, entre o produto de primeira linha e o produto considerado como de segunda linha.

O primeiro passo a ser tomado para a implantação de um sistema de custos da qualidade é verificar com custos reais se o programa pode ser benéfico para a empresa. Para adoção deste sistema de avaliação é

necessário o completo comprometimento da gerência e o seu suporte, pois será necessário investigar todos os custos que são despendidos em cada etapa de produção, o que muitas vezes dificulta o estudo, pois a maioria das empresas não os revelam por questões de sigilo.

Os custos da qualidade podem ser agrupados em custos de prevenção, custos de avaliação, custos das falhas internas e externas, os quais possuem um relacionamento entre si, onde a variação no montante de um custo acarreta variação em outro.

Os custos das falhas normalmente são agregados em custos das falhas internas e custos das falhas externas. Os custos das falhas internas são os custos decorrentes das atividades de detecção e correção das falhas constatadas antes da expedição do produto para o cliente. Os custos das falhas externas decorrem das atividades relacionadas com a correção dos defeitos constatados pelos clientes. Essa correção implica, em termos de custos, o reconhecimento de todos os gastos com a remoção, correção e colocação em operação do produto nas dependências do cliente.

O sistema de custos da qualidade deve apontar à administração o lucro perdido pela não-obtenção dos padrões internacionais, revelando no caso em tela a falta simultânea de resultados, bem como a respectiva perda de eficiência e produtividade, pois em termos de produção em grandes escalas com a mesma quantidade de matéria-prima se teriam mais produtos acabados com mínimo acréscimo de custo.

Os custos em investimentos com a qualidade são maiores, quando existe uma grande concorrência, pois uma falha detectada pelo consumidor, fará com que o mesmo não hesite pela troca do produto ou até mesmo pela troca do fabricante. Outro fato que deve ser considerado quando existe uma concorrência acirrada, é a perda de oportunidade de vender o seu produto.

Os problemas da qualidade são mais freqüentes na falta do que os outros problemas. Mas os mais importante de todos os custos intangíveis no impacto dos problemas de qualidade e atrasos dos compromissos da

empresa são refletidos no desempenho da imagem da empresa visto pelos consumidores, o que compromete a conquista de novos mercados comprometendo o futuro da empresa.

Os custos tangíveis são as sobras, retrabalho, garantia e outros. Os custos escondidos são, engenheiros, gerência, tempo, armazenamento, insatisfação do cliente, perda da oportunidade de participar do mercado.

Uma vez que é identificada que uma causa necessita de correção, uma ação necessária deve ser cuidadosamente determinada, e ela deve ser individualmente justificada nas bases de um custo eqüitativo, quase sempre gerando um impasse entre encontrar uma solução a um custo mais elevado ou continuar com pequenos custos incorridos em falhas durante um longo período de tempo.

Segundo FEINGENBAUM (1986) os custos da qualidade poderiam ser equiparados em importância a outras categorias de custos, como por exemplo, custos de mão-de-obra, custos de engenharia e custos de vendas.

Os custos operacionais da qualidade, são aqueles associados com a definição, criação e controle da qualidade, assim como com a determinação do valor e retorno da conformidade com a qualidade, confiança e requisitos de segurança. Também, os custos da não-conformidade são os associados com as falhas e suas conseqüências tanto dentro da fábrica, como em mãos dos consumidores.

O objetivo das medidas do custo da qualidade é ajudar a empresa a determinar por função, por produto, ou por linha de produção onde os mais altos custos de qualidade são, tal que os esforços de melhoramento podem ser alcançados. O objetivo deve ser o melhoramento da qualidade e produtividade e, então a lucratividade pela redução dos custos da qualidade. O rendimento pode também ser aumentado pelo aumento da satisfação do cliente, resultando em um aumento de fidelidade ao produto e empresa, resultando em recompra.