



Dissertação de Mestrado

**AJUSTE PROPORCIONAL INTEGRAL DISCRETO
EM RELAÇÃO AOS DOIS ÚLTIMOS ERROS**

Vanusa Andrea Casarin

PPGEP

Santa Maria, RS, Brasil

2003

**AJUSTE PROPORCIONAL INTEGRAL DISCRETO
EM RELAÇÃO AOS DOIS ÚLTIMOS ERROS**

por

Vanusa Andrea Casarin

Dissertação apresentada ao Curso de Mestrado do Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção, Área de Concentração em Qualidade e Produtividade, da Universidade Federal de Santa Maria (UFSM, RS), como requisito parcial para obtenção do grau de **Mestre em Engenharia de Produção**

PPGEP

Santa Maria, RS, Brasil

2003

**Universidade Federal de Santa Maria
Centro de Tecnologia
Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção**

A Comissão Examinadora, abaixo assinada,
aprova a Dissertação de Mestrado

**AJUSTE PROPORCIONAL INTEGRAL DISCRETO EM
RELAÇÃO AOS DOIS ÚLTIMOS ERROS**

elaborada por
Vanusa Andrea Casarin

como requisito parcial para obtenção do grau de
Mestre em Engenharia de Produção

COMISSÃO EXAMINADORA:

Adriano Mendonça Souza
(Presidente/Orientador)

Gutemberg Hespanha Brasil

Suzana Leitão Russo

**FOLHA DE APROVAÇÃO ASSINADA E FICHA
CATALOGRÁFICA ATRÁS DA FOLHA**

Santa Maria, 08 de setembro de 2003.

Aos meus pais, com todo o meu amor e gratidão, pelo apoio durante esta etapa da minha vida.

AGRADECIMENTOS

Ao professor Adriano Mendonça Souza, pela paciência, compreensão, ensinamentos e amizade, a mim dedicados, nesses dois anos de convivência;

aos membros da banca examinadora pelas sugestões;

à Prof^a Suzana Leitão Russo, por sua constante ajuda;

à Suly Russo, pelo carinho com que me acolheu em Santa Maria;

à família de Cleusa Rejane e Heitor Peretti, pela amizade construída durante esse período;

à Marcia Behr Souza e sua família, que tantas vezes me receberam em sua residência;

a todos os professores do PPGEP, colegas e amigos que, de alguma forma, contribuíram para a realização deste trabalho;

à Indústria Vonpar Refrescos S/A e a todos os colaboradores da Área Industrial, que atenciosamente disponibilizaram informações e depositaram confiança para a realização desta dissertação;

à CAPES, pelo apoio financeiro a mim destinado.

SUMÁRIO

LISTA DE FIGURAS.....	vii
LISTA DE TABELAS.....	ix
LISTA DE ANEXOS.....	x
LISTA DE SIGLAS.....	xi
RESUMO.....	xii
1 INTRODUÇÃO.....	1
1.1 Tema da pesquisa.....	4
1.2 Justificativa e importância da pesquisa.....	4
1.3 Objetivos.....	5
1.4 Metodologia.....	6
1.5 Delimitação da pesquisa.....	7
1.6 Organização do trabalho.....	7
2 REVISÃO DA LITERATURA.....	9
2.1 Gráficos de controle.....	9
2.1.1 Gráficos de controle \bar{x} e R.....	13
2.2 Análise de regressão.....	16
2.2.1 Tipos de análise de regressão.....	18
2.2.2 Parâmetros do modelo.....	20
2.2.3 Análise de regressão linear múltipla.....	22
2.2.4 Previsão no modelo de regressão linear.....	23
2.2.5 Pressupostos para estabelecer um modelo de regressão linear....	25
2.2.6 Análise dos resíduos.....	27
2.2.7 Métodos para avaliar uma regressão.....	30
2.3 Estatística EWMA.....	31
2.4 Comentários gerais do capítulo.....	35
3 AJUSTE DE REALIMENTAÇÃO.....	37
3.1 Etapas para a elaboração do controlador.....	37

3.2 Monitoramento do processo.....	38
3.3 Obtenção da equação de controle.....	43
3.4 Interpretação do controlador.....	49
3.5 Comentários gerais do capítulo.....	50
4 APLICAÇÃO DA METODOLOGIA.....	51
4.1 Histórico da empresa.....	51
4.2 Transformação da resina PET.....	52
4.3 Descrição do processo.....	54
4.4 Descrição do problema.....	60
4.4.1 Tipos de defeitos das garrafas.....	61
4.4.2 Causas dos defeitos das garrafas.....	63
4.4.3 Soluções para eliminar os defeitos das garrafas.....	63
4.5 Variáveis envolvidas no processo.....	64
4.6 Custos da qualidade.....	64
4.7 Tratamento dos refugos.....	67
4.8 Análise descritiva dos dados.....	69
4.9 Análise da estabilidade do processo.....	70
4.10 Modelagem das variáveis para a determinação de previsão.....	76
4.11 Determinação da constante de ponderação λ	78
4.12 Aplicação da equação de controle.....	79
4.13 Comentários gerais do capítulo.....	93
5 CONCLUSÃO.....	94
6 BIBLIOGRAFIA.....	97
7 ANEXOS.....	101

LISTA DE FIGURAS

FIGURA 01 – Visualização externa do aquário que cerca a máquina sopradora.....	54
FIGURA 02 – Movimento giratório da pré-formas em direção ao forno linear de aquecimento.....	55
FIGURA 03 – Visualização do forno de aquecimento das pré-formas...	56
FIGURA 04 – Painel de controle da máquina sopradora	57
FIGURA 05 – Pré-formas com defeitos	62
FIGURA 06 – Garrafas defeituosas	62
FIGURA 07 – Gráfico R da temperatura do forno	70
FIGURA 08 – Gráfico X-barra da temperatura do forno.....	71
FIGURA 09 – Gráfico R do percentual de aquecimento	71
FIGURA 10 – Gráfico X-barra do percentual de aquecimento	72
FIGURA 11 – Gráfico R da temperatura ambiente	72
FIGURA 12 – Gráfico X-barra da temperatura ambiente	73
FIGURA 13 – Gráfico R do percentual de ajuste	73
FIGURA 14 – Gráfico X-barra do percentual de ajuste	74
FIGURA 15 – Valores reais e ajustados da temperatura do forno.....	78
FIGURA 16 – Gráfico representativo do distúrbio, da série suavizada,	

e dos resíduos..... 79

LISTA DE TABELAS

TABELA 01 – Valores referentes aos refugos, oriundos do processo produtivo da garrafa PET, no período em estudo.....	67
TABELA 02 – Valores da estatística descritiva das variáveis em estudo.....	69
TABELA 03 – Modelagem da variável temperatura do forno em função do percentual de aquecimento, da temperatura ambiente e do percentual de ajuste.....	76
TABELA 04 – Valores dos erros para a temperatura do forno.....	78
TABELA 05 – Planilha utilizada para realizar o ajuste de realimentação.....	81

LISTA DE ANEXOS

ANEXO A - Fatores para cartas de controle por variáveis.....	102
ANEXO B – Valores dos resíduos, da temperatura prevista do forno e dos distúrbios.....	103
ANEXO C – Escolha do parâmetro λ com $S_0=-0,000$	107
ANEXO D – Folha de verificação na máquina sopradora.....	108

LISTA DE SIGLAS

- c – Gráfico para o número de defeitos na amostra
- CEP – Controle estatístico do processo
- CEnP – Controle de engenharia do processo
- CPI – Controle proporcional integral
- CUSUM – Cumulative Sum, que em português significa Soma Cumulativa
- EWMA – Exponentially Weighted Moving Average, que em português significa Média Móvel Exponencialmente Ponderada
- IMA – Integrated Moving Average, que em português significa Média Móvel Integrada
- LM – Limite médio
- LSC – Limite superior de controle
- LIC – Limite inferior de controle
- MMQO – Método dos Mínimos Quadrados Ordinários
- p – Gráfico para a fração defeituosa na amostra
- PET – Polietileno tereftalato
- R – Gráfico de controle para a amplitude
- s – Desvio padrão amostral
- X-barra – Gráfico de controle para a média

RESUMO

Dissertação de Mestrado
Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção
Universidade Federal de Santa Maria

AJUSTE PROPORCIONAL INTEGRAL DISCRETO EM RELAÇÃO AOS DOIS ÚLTIMOS ERROS

AUTORA: Vanusa Andrea Casarin
ORIENTADOR: Adriano Mendonça Souza
Santa Maria, 08 de setembro de 2003.

A produção de itens sem defeitos exige que os processos sejam monitorados e ajustados continuamente, de forma que se alcance o estado de controle o mais perfeito possível. Nesta pesquisa, procurou-se aliar o controle estatístico do processo com o controle de engenharia em um caso univariado. Essa união de metodologias foi exemplificada por meio de um estudo realizado na Indústria Vonpar Refrescos S/A, onde a máquina sopradora de pré-formas foi o objeto de estudo. O controle estatístico do processo foi atingido pelos gráficos de controle X-barra e R, a fim de avaliar a estabilidade do processo. O controle de engenharia de processo foi alcançado por meio do Controle Proporcional Integral em relação aos dois últimos erros e para isto, a análise de regressão linear múltipla e a Média Móvel Exponencialmente Ponderada foram utilizadas a fim de encontrar as previsões e a constante de amortecimento no sistema. A constante g , chamada impacto do sistema, foi encontrada com o auxílio do manual do equipamento e com a ajuda dos engenheiros. A equação de controle proposta para o caso univariado e que considera os últimos dois erros de previsão foi implementada em uma planilha eletrônica, possibilitando a fácil aplicação da equação e mostrando o nível de ajuste que deve ser realizado. Com esta aplicação prevê-se uma redução nos custos de matéria-prima pela empresa. Utilizando-se, conjuntamente, essas metodologias em processos industriais, obtém-se importante ferramenta a ser utilizada no processo de melhoramento da qualidade do produto.

ABSTRACT

Dissertação de Mestrado
Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção
Universidade Federal de Santa Maria

**AJUSTE PROPORCIONAL INTEGRAL DISCRETO EM
RELAÇÃO AOS DOIS ÚLTIMOS ERROS**

(Integral Discreet Proportional Adjustment in relationship to the last two errors)

AUTHOR: Vanusa Andrea Casarin

ADVISOR: Adriano Mendonça Souza

Santa Maria, 08 de setembro de 2003.

The production of a product without defects, demands that all processes must be continuously monitored and adjusted, in order to reach the best possible control state. In this research, it was made a link between statistical process control and engineering process control in a univariate case. This merging was exemplified through out a study made at Vonpar Refrescos S/A, where the pre-molding blowing machine was the main object of study. The statistical process control was achieved using controls charts as X-bar and R, in order to evaluate the stability of the process. The engineering control process was reached, using the Integral Proportional Control, related to the last two errors. To accomplish this, the multiple linear regression analysis and Exponentially Weighted Moving Average have been applied, in order to find the forecast and the smooth constant to measure the behavior of the residuals. The g constant, also called system impact, was found by the manual of the equipment and with the engineering help. The proposed control equation for the univariate case which also considers the last two forecasted errors, has been implemented on a spreadsheet, allowing easily application and showing the level of adjustment that needs to be made. With the implementation of this application, a reduction of raw material costs for the company is made. Utilizing together these methodologies in industrial processes, one is expected to obtain an important tool to be applied in the improvement process for product quality.

1 INTRODUÇÃO

As pressões por mudanças nas empresas vêm acontecendo a algum tempo de forma bastante intensa. Na verdade, o que ocorre, é que as empresas precisam mudar, pois não estão adequadas aos novos valores relacionados à qualidade.

Num ambiente de competição global, vender produtos de baixa qualidade, com defeitos, ou confiabilidade reduzida, prejudica a sua atuação no mercado. Devido a esses fatores, controlar as variáveis envolvidas num processo produtivo é uma busca permanente no controle da qualidade, na produção de um determinado bem ou serviço e teve origem com a fabricação em série, onde cada operário passou a ser responsável pela fabricação de uma parte do produto, peça ou componente. Assim, para a avaliação da qualidade passou-se a utilizar a inspeção, a fim de separar os itens não-conformes a partir do estabelecimento das especificações e dos limites de tolerância (Paladini, 1990).

Com o crescimento da demanda, e a conseqüente intensificação da produção em massa, surge a necessidade de aumento da produtividade industrial, levando à revisão das atividades de inspeção, que deveriam ser aprimoradas e ter seus custos reduzidos. Como conseqüência, métodos estatísticos começaram a serem usados na indústria, como alternativa à inspeção 100%, passando-se a executar a inspeção por amostragem. Entretanto, a simples inspeção final não melhorava a qualidade dos produtos, apenas fornecia informações sobre o nível de qualidade. A partir, daí começou o reconhecimento de que os processos industriais eram dotados de variabilidade (Siqueira, 1997).

Em 1924, W. A. Shewhart, deu início ao estudo estatístico para o controle da variabilidade dos produtos, desenvolvendo um conjunto de conceitos considerados as bases do moderno controle estatístico do processo. Shewhart preocupou-se em avaliar a qualidade observando apenas uma característica do produto, o que era realizado após a sua elaboração (Werkema, 1995; Siqueira, 1997).

O Controle Estatístico do Processo (CEP) é uma estratégia para o melhoramento da qualidade que veio sendo implantado em inúmeras empresas, seja por exigência de clientes, ou pela sua eficácia na melhoria da produtividade das operações. Centraliza-se na prevenção de defeitos, objetivando, entre outros, a redução de custos e a conseqüente satisfação dos clientes (Contador, 1997).

O CEP não controla o processo, mais propriamente realiza a função de monitoramento dos sinais, os quais representam causas especiais que podem ser aceitas como distúrbios externos, que aumentam a variabilidade no processo, sob a forma de identificação e remoção das causas de origem, quando possível.

Utiliza técnicas pelas quais somente é possível detectar um item defeituoso após o produto ser processado e, a correção dos produtos defeituosos não é permitida durante o processo produtivo. Isso produz uma série de itens defeituosos, elevando os custos de produção. Uma possibilidade existente é interferir no sistema e realizar a previsão das variáveis que são importantes para a qualidade do produto, prevendo o seu comportamento futuro e evitando a produção de itens com defeito, sempre que houver algum desvio do alvo estabelecido (MacGregor & Harris, 1990; Montgomery *et al.* 1994; Souza, 2000).

Usar medições, para prescrever mudanças nas entradas pretendidas do processo, para trazer o processo de saída final para seu alvo, é definido como controle de realimentação, onde os valores futuros das variáveis servem para realimentar o sistema. Assim, o Controle de Engenharia do Processo (CEnP) tem a função de, continuamente, ajustar o processo quando as variáveis se desviarem do alvo. Para tal, utiliza-se algum método de previsão para determinar, com antecedência, quando esse problema ocorrerá. O CEnP não remove as causas especiais, mas faz compensações no sistema, por meio de ajustamentos contínuos, para manter as variáveis próximas do alvo desejado. Quando não forem encontradas as causas, que afetam o sistema que ocasionam uma situação de instabilidade, recomenda-se o controle de realimentação (MacGregor & Harris, 1990; Montgomery *et al.* 1994; Souza, 2000).

O CEnP pode ser alcançado por meio do Controle Proporcional Integral (CPI), que consiste em fazer um ajustamento em uma variável de entrada, a qual é uma combinação linear dos dois últimos erros de saída (Box & Luceño, 1997a). Utilizando, conjuntamente, essas estratégias, em processos fabris, obtem-se uma importante ferramenta para uso no processo de melhoramento da qualidade do produto.

Nesta pesquisa, utilizam-se as técnicas de controle estatístico e controle de engenharia do processo com o controle proporcional integral discreto, aplicadas a um conjunto de dados univariado. Diversos autores, como Box (1991ab), Box & Kramer (1992ab), Box & Luceño (1997ab), apresentaram estudos que mostram como o ajuste de realimentação pode ser feito a partir de dados históricos, possibilitando realizar as correções

necessárias no sistema, a partir do conhecimento do comportamento futuro da série.

1.1 Tema da pesquisa

O tema da presente pesquisa é o Controle de Engenharia de Processos (CEnP), do qual faz parte a técnica do controle proporcional integral discreto no campo univariado. Para isso foram abordadas as teorias do controle estatístico de processos, análise de regressão múltipla e estatística EWMA. Aplica-se uma equação de controle, que possibilita a realimentação de um sistema produtivo, baseado no erro de previsão do distúrbio que a variável apresentar.

1.2 Justificativa e importância da pesquisa

As técnicas de controle estatístico mais tradicionais, permitem detectar a produção de um item defeituoso apenas quando o produto já está em sua forma final, não sendo possível tomar nenhuma medida corretiva antes da sua elaboração. Isso provoca desperdícios de tempo e de recursos financeiros à indústria e, conseqüentemente, aumenta o custo do produto para o consumidor final. Sendo assim, a indústria não pode, apenas, basear-se no controle de seus processos, precisa, sim, ajustá-los permanentemente, de forma a fazê-los manterem-se o mais próximo possível do alvo desejado. Para tanto, esta pesquisa tem grande relevância, por trazer um conhecimento mais avançado quanto ao controle de realimentação do sistema produtivo.

Se a indústria, através de seus supervisores de produção, não é capaz de identificar as causas que fazem com que as variáveis estejam fora de controle então, o CEnP é uma forma de auxílio no combate ao desperdício. Através da aplicação dessa metodologia, é possível reduzir os custos de maneira eficaz, por meio da eliminação dos itens que seriam produzidos com defeitos, pois, no processo, é apresentado um número elevado de pré-formas rejeitadas. Assim, a empresa pode tornar-se mais competitiva em prazo, preço e qualidade do produto, utilizando o CEP e o CEnP conjuntamente.

1.3 Objetivos

1.3.1 Objetivo geral

Desenvolver uma equação de controle para ajuste de realimentação proporcional e integral em relação aos dois últimos erros da variável de maior importância para manter o processo sob controle.

1.3.2 Objetivos específicos

- Monitoramento do processo, durante a etapa de produção, por meio dos gráficos de controle;
- Prever o comportamento da variável de interesse por meio da análise de regressão e utilizar a estatística de Médias Móveis Exponencialmente Ponderadas (EWMA) como ponderador dos erros dos distúrbios;

- Desenvolver uma equação de controle que proporcione um ajuste univariado por meio das equações de regressão;
- Desenvolver uma planilha eletrônica para realizar os ajustes necessários no equipamento.

1.4 Metodologia

Para que os objetivos desta pesquisa possam ser alcançados, uma revisão da literatura foi realizada, com vistas a demonstrar a importância da combinação do controle estatístico do processo (CEP) e do controle de engenharia do processo (CEnP).

Para se estabelecer a equação de controle no ajuste de realimentação univariado, será necessário o estudo das teorias de gráficos de controle, análise de regressão múltipla e médias móveis exponencialmente ponderadas (EWMA). Serão empregadas as técnicas para encontrar o erro dos distúrbios e a constante de ponderação, a fim de que sejam feitas as devidas compensações no sistema.

Após o estudo das teorias utilizadas neste trabalho, procurou-se exemplificar esta metodologia através de uma aplicação prática na indústria Vonpar Refrescos S/A. Essa indústria trabalha no ramo de refrigerantes, e a pesquisa foi desenvolvida, especificamente, na máquina sopradora de pré-formas de dois litros.

1.5 Delimitação da pesquisa

Esta pesquisa será constituída de um conjunto de técnicas para realizar-se a monitoração e o ajuste de um processo univariado. Utilizar-se-á, assim, apenas uma variável de interesse, que neste caso é a temperatura de um forno linear de aquecimento. A pesquisa não tem o objetivo de fazer um estudo comparativo, com relação ao desenvolvimento da metodologia dentro do processo produtivo.

Existem vários estudos evidenciando, principalmente, o ajuste de variáveis por meio do controle proporcional, mas nesta pesquisa far-se-á, também, o estudo referente ao controle integral utilizando os dois últimos erros considerados de maior relevância para a realização da realimentação do sistema.

1.6 Organização do trabalho

Este trabalho está organizado de modo que: no capítulo 2 tem-se a revisão da literatura, abrangendo os assuntos de gráficos de controle, para monitoramento do processo produtivo; análise de regressão para previsão dos valores da variável em estudo e a estatística EWMA como ponderador dos erros dos distúrbios.

No capítulo 3 é apresentada a metodologia proposta para o ajuste de realimentação, onde é desenvolvida a equação de controle e feita a interpretação do controlador, onde no capítulo 4 é apresentada a sua aplicação a um caso real na indústria de refrigerantes.

No capítulo 5 apresentam-se as conclusões obtidas a partir do estudo feito e as sugestões recomendadas para trabalhos futuros.

2 REVISÃO DA LITERATURA

Este capítulo está dividido em itens, que servirão de suporte para o desenvolvimento do trabalho. No item 2.1, aborda-se a metodologia dos gráficos de controle, ferramenta extremamente útil no controle de qualidade, que servirá para avaliar o processo quanto a sua estabilidade. No item 2.2, será discutida a análise de regressão, a qual será utilizada para se conhecer a previsão dos distúrbios. No item 2.3 apresenta-se o estudo sobre a estatística EWMA, para prever o valor da constante de ponderação. Desta forma, busca-se apresentar como essas técnicas serão desenvolvidas e utilizadas nesta pesquisa.

2.1 Gráficos de controle

Todo processo produtivo, seja de um bem ou serviço, é dotado de inevitável variação, por causa das variações sofridas pelos fatores que compõem este processo. Os fatores de variação podem resultar de diferenças entre máquinas, métodos, materiais, meio-ambiente, mão-de-obra, entre outros. Essas alterações, por que passam estes fatores, podem conduzir à instabilidade do processo, fazendo com que seja necessário um controle da variabilidade, para evitar a produção de itens defeituosos, a baixa produtividade, a perda na qualidade dos produtos e a conseqüente perda de clientes (Box, 1991b; Box & Kramer, 1992a; Box & Luceño, 1997ab).

Dentre o conjunto de técnicas disponíveis, para monitorar o processo produtivo, as mais comumente usadas são os gráficos de controle, as quais

fornece informações sobre um dado processo, com base em amostras periodicamente coletadas do processo. Os gráficos de controle auxiliam na melhoria contínua da qualidade do produto, podendo ser usados para reduzir não-conformidades em tempo real, mostrando, quando necessário, a necessidade da existência de ações no processo que está sendo monitorado.

O objetivo principal dos gráficos de controle é indicar quando os processos de produção sofrem alterações e o quanto essas mudanças podem afetar a qualidade do produto. Permitem verificar se o processo em análise é estatisticamente estável e se apresenta tendência de permanecer estável, indicando quando é necessário atuar sobre ele. Também, permitem o aprimoramento contínuo do processo, mediante a redução de sua variabilidade (Ryan, 1989; Montgomery, 1997).

Os gráficos de controle são utilizados, geralmente, para alcançar um estado de controle estatístico e para monitorar o processo produtivo. Também, é uma ferramenta extremamente útil para identificar se as variações observadas num processo são decorrentes de causas comuns de variação e, portanto, de pequena significância, ou decorrentes de causas especiais de variação e, portanto, de grande significância, que necessitam ser identificadas e eliminadas do processo (Montgomery, 1997).

A variação provocada por causas comuns, também conhecida como variabilidade natural do processo, é aquela inerente ao processo, estando presente mesmo que todas as operações sejam executadas empregando métodos padronizados. Quando apenas as causas comuns atuam sobre o processo, a quantidade de variabilidade se mantém em uma faixa estável, conhecida como faixa característica do processo. Assim, diz-se que o

processo está sob controle estatístico, apresentando um comportamento estável e previsível.

Em contrapartida, as causas especiais de variação surgem esporadicamente, devido a uma situação particular, a qual faz com que o processo se comporte de modo completamente diferente do usual, podendo resultar em um deslocamento do seu nível de qualidade. Assim, quando o processo está operando sob a atuação de causas especiais de variação, diz-se que está fora de controle, e sua variabilidade, geralmente, é bem maior do que a variabilidade natural. As causas especiais de variação devem ser, de modo geral, localizadas e eliminadas, antes que qualquer item não-conforme seja produzido. Caso não seja possível remover as causas especiais que geram a instabilidade no sistema, deve-se usar então um procedimento de ajuste nas variáveis através de ações compensatórias, mantendo o processo o mais próximo possível do valor especificado de produção (Box, 1991b; Box & Kramer, 1992a; Hoerl & Palm, 1992; MacGregor, 1992; Montgomery, 1997).

Para a distinção entre causas comuns e especiais foram introduzidos os gráficos de controle por W. A. Shewhart, em 1924, quando este desenvolveu uma carta estatística para o controle da variabilidade dos produtos.

Os gráficos de controle podem ser interpretados como um registro gráfico da qualidade de uma característica de qualidade de um produto. Esta característica da qualidade é medida, ou calculada, para uma amostra de itens, grafada em função do número da amostra, ou de alguma outra variável indicadora do tempo. Um gráfico de controle consiste de uma linha média (LM) e duas linhas externas denominadas limite superior de

controle (LSC) e limite inferior de controle (LIC) (Shewhart, 1931; Montgomery, 1997; Mitra, 1998).

Um processo está sob controle, ou é um processo estável, se as causas especiais de variação foram eliminadas e os pontos plotados no gráfico de controle permanecem dentro dos limites de controle, ocorrendo um padrão normal de variação, onde apenas as causas comuns de variação estão presentes. Já um processo fora de controle, ou instável, ocorre quando um ponto cai fora dos limites de controle, ou apresenta uma seqüência de pontos que não são aleatórios, significando que uma causa especial de variação está presente.

Porém, um processo pode ser considerado fora de controle, mesmo quando todos os pontos caem dentro dos limites de controle, ocorrendo um padrão de variação anormal no processo. A probabilidade de ocorrência de um padrão anormal é, aproximadamente, igual à probabilidade de um ponto estar fora dos limites de $\pm 3\sigma$ (Ryan, 1989; Montgomery, 1997; Mitra, 1998).

Os gráficos de controle são classificados em duas categorias: gráficos de controle para variáveis e gráficos de controle para atributos, de acordo com a característica que se pretende monitorar.

A primeira é utilizada em dados que podem ser facilmente medidos, por exemplo, o diâmetro de um parafuso, ou o peso de uma embalagem de cereal. Os valores dos gráficos de controle para variáveis são plotados nos gráficos de média (X-barra), amplitude (R) e desvio padrão (s). Esses gráficos também podem ser grafados para valores individuais, bem como, gráfico de Shewhart, gráfico de Somas Cumulativas (do inglês *Cumulative*

Sum [CUSUM]) e o gráfico de Médias Móveis Exponencialmente Ponderadas (do inglês *Exponentially Weighted Moving Average* [EWMA]).

Para a segunda categoria não há necessidade de medir os itens, mas apenas contar, por exemplo, o número de clientes insatisfeitos e o número de produtos com defeito. Valores por atributos são plotados em gráficos para o número de defeitos na amostra (gráfico *c*), e gráficos para a fração defeituosa na amostra (gráfico *p*) (Mitra, 1998).

Por meio dos gráficos de controle para variáveis e por atributos, pode-se medir a característica de qualidade de um produto e, nesta pesquisa, foram selecionados os gráficos de média e de amplitude.

A importância do uso dos gráficos de controle tem sido enfatizada por autores como MacGregor & Harris (1990), Box (1991ab), Box & Kramer (1992a), Hoerl & Palm (1992), MacGregor,(1992), Montgomery *et al.* (1994), Sachs *et al.* (1995), os quais retratam essa importância para monitorar o desempenho do esquema do CEnP.

2.1.1 Gráficos de controle \bar{x} e R

Os gráficos de controle da média, X-barra e o gráfico da amplitude, R, são, comumente, utilizados quando a característica da qualidade de interesse é expressa por um número em uma escala contínua de medida. O gráfico X-barra é utilizado com o propósito de controlar a média do processo, enquanto o gráfico R é empregado para controlar a variabilidade de uma variável ao longo do tempo (Montgomery, 1997).

Para a construção dos gráficos de controle X-barra e R, é necessário, primeiramente, realizar a escolha da variável a ser analisada. A seguir,

define-se, também, o método de amostragem, se instantâneo ou periódico, e o tamanho da amostra a ser utilizada. Na seqüência, efetua-se a coleta dos dados e determina-se o valor central para a média e para a amplitude, respectivamente (Montgomery, 1997; Mitra, 1998).

$$\bar{x} = \frac{\bar{x}_1 + \bar{x}_2 + \dots + \bar{x}_m}{m} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \bar{x}_i, \quad (2.1)$$

com $i = 1, 2, \dots, m$, que é a média da i -ésima amostra:

$$\bar{x}_i = \frac{x_{i1} + x_{i2} + \dots + x_{in}}{n},$$

$$\bar{R} = \frac{R_1 + R_2 + \dots + R_m}{m} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m R_i, \quad (2.2)$$

com $i = 1, 2, \dots, m$ que é a amplitude da i -ésima amostra.

De posse dos valores de \bar{x} e \bar{R} , pode-se calcular o limite superior de controle (LSC), o limite inferior de controle (LIC) e o limite médio (LM) para as variáveis em estudo, onde os gráficos para a média do processo são representados pelas equações (2.3), (2.4) e (2.5) e para a amplitude do processo pelas equações (2.6), (2.7) e (2.8).

$$LSC_{\bar{x}} = \bar{x} + A_2 \bar{R}, \quad (2.3)$$

$$LM_{\bar{x}} = \bar{x}, \quad (2.4)$$

$$LIC_{\bar{x}} = \bar{x} - A_2 \bar{R}, \quad (2.5)$$

$$LSCR = D_4 \bar{R}, \quad (2.6)$$

$$LMR = \bar{R}, \quad (2.7)$$

$$LICR = D_3 \bar{R}, \quad (2.8)$$

Nas equações (2.3), (2.4), (2.5), (2.6), (2.7) e (2.8), são representados os limites de controle dos gráficos. As constantes A_2 , D_4 e D_3 são fatores

que variam em função do tamanho do subgrupo, conforme mostra o Anexo A.

Para avaliar se um processo está sob controle, representa-se as observações \bar{x}_i e R_i , $i = 1, 2, \dots, m$ nos gráficos correspondentes e analisa-se a disposição dos pontos nestes gráficos. Se todos os pontos estiverem dentro dos limites de controle, e nenhuma causa especial estiver evidente, conclui-se que o processo estava sob controle, quando as amostras preliminares foram extraídas. Então, os limites de controle experimentais são apropriados para controlar a produção atual e futura, podendo ser adotados pelos responsáveis pelo controle do processo, desde que o estado de controle alcançado seja adequado ao processo, tendo em vista considerações técnicas e econômicas (Montgomery, 1997).

Em geral, a maioria dos processos industriais não está sob controle quando analisados pela primeira vez, apresentando alguns pontos fora dos limites de controle. E, se o objetivo é obter limites significativos para o monitoramento da produção atual e futura, estes devem ser baseados em dados de um processo que estava sob controle, sendo necessário empregar a técnica de descarte de alguns pontos que estão fora de controle, para se obter valores revisados mais consistentes. Se um ponto correspondente a um subgrupo cai fora dos limites de controle de um gráfico, pode-se descartá-lo no cálculo dos valores revisados dos dois gráficos (média e amplitude), ou, apenas, no cálculo dos valores revisados da carta em que o ponto caiu fora dos limites de controle (Mitra, 1998).

Isso é feito através do exame de cada um dos pontos fora dos limites de controle, procurando-se uma causa de variação especial responsável pela sua ocorrência. Se essa causa for encontrada, o ponto deve ser descartado e

os limites de controle experimentais devem ser recalculados, usando-se, somente, os pontos remanescentes. Então, os pontos \bar{x}_i e R_i , que restaram, devem ser plotados nos gráficos correspondentes, e a situação de controle do processo deve ser novamente avaliada. Alguns pontos, que estavam sob controle inicialmente, podem, agora, estar fora de controle, porque os novos limites dos gráficos determinarão, de modo geral, uma faixa mais estreita.

Esse procedimento deve ser repetido até que todos os pontos do gráfico estejam dentro da faixa de controle, quando os limites experimentais poderão ser adotados para uso atual e futuro no monitoramento do processo (Montgomery, 1997; Mitra, 1998).²

Para que um processo seja considerado sob controle estatístico, é necessário que ele seja estável, tanto em relação à média, quanto em relação à variabilidade da característica da qualidade de interesse.

2.2 Análise de regressão

Muitas vezes é necessário encontrar uma expressão quantitativa, ou equação, que revele uma *relação* numérica entre fatos que descrevam, ou expliquem, os fenômenos que, freqüentemente, ocorrem. Descobrir um modelo matemático, que reflita a relação existente entre os diversos fenômenos, pode propiciar muito mais que a possibilidade de interpretar a situação. Pode significar a obtenção de estimativas e previsões de ocorrências futuras, por meio de uma relação de causa e efeito.

Para isso, faz-se uso da análise de regressão, termo, este, utilizado, primeiramente, por Francis Galton em 1886, o qual, numa experiência,

verificou que a altura média dos filhos de pais altos, ou baixos, tendia a se deslocar, ou “regredir”, para a altura média da população como um todo. A lei de regressão universal de Galton foi confirmada por Karl Pearson, estando os dois autores interessados em provar que as características de um ser humano eram transmitidas de pai para filho, de forma amortecida (Gujarati, 2000). Também serão utilizados os autores Kmenta (1988); Maddala (1992), Enders (1995), Intriligator *et al.* (1996); Conover (1999); Hill *et al.* (1999).

Como o método se prestava à estimação de relações, passou a ser utilizado para encontrar a equação que melhor represente a relação entre duas ou mais variáveis, estabelecendo previsões ou estimativas da média (da população) ou o valor médio da variável dependente, ou explicada em função dos valores conhecidos ou fixos (em amostragem repetida) da variável, ou das variáveis independentes ou explicativas.

A variável, sobre a qual se pretende fazer uma estimativa, recebe o nome de variável dependente, cujo comportamento é explicado pela variável independente. Em termos práticos, pode-se afirmar que a finalidade última, da técnica de regressão, é estimar valores de uma variável com base em valores conhecidos da outra.

Assim, a análise de regressão constitui uma das ferramentas estatísticas mais utilizadas na tomada de decisão, ou no planejamento de alguma atividade econômica, processando as informações contidas em um conjunto de dados, de forma a gerar um modelo que represente o relacionamento existente entre as variáveis de interesse de um processo.

Ainda, a análise de regressão tem as seguintes utilidades:

- determinar se as variáveis independentes explicam uma variação significativa na variável dependente: se existe uma relação;
- determinar quanto da variação na variável dependente pode ser explicada pelas variáveis independentes: intensidade da relação;
- determinar a estrutura ou a forma da relação: a equação matemática que relaciona as variáveis;
- prever os valores da variável dependente;
- controlar outras variáveis independentes, quando da avaliação das contribuições de uma variável, ou conjunto de variáveis específicas.

2.2.1 Tipos de análise de regressão

A análise de regressão pode ser classificada em linear e não-linear, de acordo com o número de variáveis envolvidas e a natureza da equação matemática que se quer utilizar para explicar a relação entre elas.

O termo linear pode ser interpretado de duas formas: a primeira diz respeito a linearidade nas variáveis, cujo significado evidencia que a expectativa condicional de Y é uma função linear de X_i , cuja curva de regressão é uma reta. A segunda, reporta-se à linearidade nos parâmetros, onde mostra que a expectativa condicional de Y , $E(Y/X_i)$, é uma função linear dos parâmetros (Gujarati, 2000).

Assim, a regressão linear pode ser simples, sendo aquela que procura caracterizar a relação entre duas variáveis, através da equação da reta que melhor explica os dados observados; ou múltipla, que procura explicar o relacionamento entre três ou mais variáveis, através da equação da reta que melhor se ajusta aos dados históricos.

A suposição da existência de um relacionamento linear, entre duas variáveis, é o ponto de partida comum em um estudo de análise de regressão. Porém, em muitos casos, é possível descobrir, através de diagramas de dispersão, gráficos de resíduos ou teste da falta de ajuste, que o modelo especificado não é adequado, isto é, que a relação existente entre as variáveis não é linear. Assim, a análise de regressão não-linear procura explicar a relação entre duas ou mais variáveis, através de uma função não-linear, que expresse uma parábola, hipérbole, exponencial, dentre outras, que melhor se adequar aos dados observados.

Quando a função de regressão não é linear, uma possível abordagem, para lidar com o problema, consiste transformar o modelo de regressão em um modelo intrinsecamente linear.

Pode ser considerado, por exemplo, um modelo polinomial de segunda ordem $Y = \beta_0 + \beta_1 X_2 + \beta_2 X_2^2 + \varepsilon_1$, linearizado fazendo-se $X_3 = X_2^2$. Outro modelo, é o de função potência, $Y = \beta_1^* \cdot X_2^{\beta_2} \cdot X_3^{\beta_3} \cdot \varepsilon^*$, linearizado aplicando-se logaritmos aos dois termos da equação e considerando-se $\varepsilon = \log \varepsilon^*$ e $\beta_1 = \log \beta_1^*$. Assim, com essa transformação, obtém-se $\log(Y) = \beta_1 + \beta_2 \log(X_2) + \beta_3 \log(X_3) + \varepsilon$, que é uma equação linear nos logaritmos.

Quanto à variância do erro, se ela não for constante, variando de acordo com algum padrão sistemático, um modo de tratar este problema consiste em realizar transformações nos dados, com o objetivo de estabilizar a variância. Outra abordagem consiste em empregar o método dos mínimos quadrados ponderados, para estimar os parâmetros do modelo. Se os erros são correlacionados ao longo do tempo, deve ser adotado outro tipo de modelo, que incorpore a estrutura de autocorrelação.

Ainda, com relação às violações das suposições de normalidade e variância constante, geralmente essas ocorrem simultaneamente. Na maioria dos casos, a mesma transformação, utilizada para estabilizar a variância, faz com que a distribuição dos erros se aproxime da distribuição normal. Portanto, a transformação para estabilizar a variância deve ser empregada em primeiro lugar e, a seguir, os resíduos devem ser analisados com o objetivo de se verificar se a suposição de normalidade ainda continua sendo violada.

2.2.2 Parâmetros do modelo

Segundo Gujarati (2000), um modelo para k variáveis explicativas pode ser escrito da seguinte forma:

$$Y_i = b_0 + b_1 X_{1i} + b_2 X_{2i} + \dots + b_k X_{ki} + u_i. \quad (2.9)$$

onde Y_i = variável dependente; b_0 = intercepto; b_1 a b_k = coeficientes parciais de inclinação; X_{1i} a X_{ki} = variáveis dependentes; u_i = termo aleatório; índice i = unidade de observação e n = tamanho da amostra.

A estimativa deste modelo pode ser indicada pela expressão (2.10)

$$Y = \hat{b}_0 + \hat{b}_1 X_1 + \hat{b}_2 X_2 + \dots + \hat{b}_k X_k + e. \quad (2.10)$$

Como o somatório dos resíduos e é nulo, a média dessa equação será, portanto,

$$Y = \hat{b}_0 + \hat{b}_1 \bar{X}_1 + \hat{b}_2 \bar{X}_2 + \dots + \hat{b}_k \bar{X}_k. \quad (2.11)$$

Subtraindo-se a expressão (2.11) de (2.10), e reordenando-se os termos, obtém-se:

$$Y - \bar{Y} = \hat{b}_1 (X_1 - \bar{X}_1) + \hat{b}_2 (X_2 - \bar{X}_2) + \dots + \hat{b}_k (X_k - \bar{X}_k) + e, \text{ ou seja,}$$

$$y = \hat{b}_1 x_1 + \hat{b}_2 x_2 + \dots + \hat{b}_k x_k + e. \quad (2.12)$$

Essa última equação expressa o modelo em termos dos desvios de suas variáveis, em relação às respectivas médias.

Dessa forma, reordenando-se os termos de (2.12), elevando-os ao quadrado, e somando-os, obtem-se a seguinte equação:

$$SR = \sum e^2 = \sum (y - \hat{b}_1 x_1 - \hat{b}_2 x_2 - \dots - \hat{b}_k x_k)^2. \quad (2.13)$$

Para que tal soma seja mínima, como requer o método de mínimos quadrados, obtem-se as derivadas parciais de SR, em relação às estimativas de b_i , e igualando-as a zero. Depois da derivação, e da ordenação dos termos, tem-se o sistema de equações normais:

$$\begin{cases} \hat{b}_1 \sum x_1^2 + \hat{b}_2 \sum x_1 x_2 + \dots + \hat{b}_k \sum x_1 x_k = \sum y x_1 \\ \hat{b}_1 \sum x_2 x_1 + \hat{b}_2 \sum x_2^2 + \dots + \hat{b}_k \sum x_2 x_k = \sum y x_2 \\ \vdots \\ \hat{b}_1 \sum x_k x_1 + \hat{b}_2 \sum x_k x_2 + \dots + \hat{b}_k \sum x_k^2 = \sum y x_k. \end{cases} \quad (2.14)$$

Em termos matriciais, o sistema terá a seguinte expressão:

$$\begin{bmatrix} \sum x_1^2 & \sum x_1 x_2 & \dots & \sum x_1 x_k \\ \sum x_2 x_1 & \sum x_2^2 & \dots & \sum x_2 x_k \\ \vdots & & & \\ \sum x_k x_1 & \sum x_k x_2 & \dots & \sum x_k^2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \hat{b}_1 \\ \hat{b}_2 \\ \vdots \\ \hat{b}_k \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sum y x_1 \\ \sum y x_2 \\ \vdots \\ \sum y x_k \end{bmatrix} \quad (2.15)$$

Em forma condensada, tem-se:

$$X'X \cdot B = X'Y, \quad (2.16)$$

onde B é o vetor das k estimativas dos parâmetros associados às variáveis explicativas. $X'X$ é uma matriz k x k dos somatórios dos produtos cruzados dos x_i , e $X'Y$ é o vetor k x 1 dos somatórios dos produtos de y por x_i .

Se $X'X$ for uma matriz não singular, a solução do sistema (2.16) será:

$$B = (X'X)^{-1} \cdot X'Y. \quad (2.17)$$

Os elementos do vetor B são as estimativas de mínimos quadrados dos parâmetros associados às variáveis explicativas. Uma vez obtidas as estimativas de b_i , para complementar a estimação do modelo, necessita-se, ainda calcular, o termo constante, que pode ser obtido mediante a utilização da seguinte expressão:

$$\hat{b}_0 = \bar{Y} - \hat{b}_1 \bar{X}_1 - \hat{b}_2 \bar{X}_2 - \dots - \hat{b}_k \bar{X}_k. \quad (2.18)$$

Assim, a tarefa principal, para se obter as estimativas dos parâmetros associados aos X, é o cálculo da matriz inversa $(X'X)^{-1}$.

2.2.3 Análise de regressão linear múltipla

O modelo de regressão linear simples, com uma variável explicativa, aplica-se a várias situações. Entretanto, a maioria dos problemas envolve duas ou mais variáveis explicativas que influenciam a variável dependente e, quando se utiliza um modelo com mais de uma variável explicativa, designa-se modelo de regressão linear múltipla (Hill *et al.* 1999).

A expressão genérica, desse modelo, pode ser representada pela seguinte equação:

$$Y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_k x_k + \varepsilon, \quad (2.19)$$

onde $\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_k$ são constantes desconhecidas e ε é o erro aleatório dado pela diferença entre o valor y e o valor obtido pela equação

$$y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_k x_k.$$

Como os parâmetros $\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_k$ são desconhecidos, é necessário estimá-los através do Método dos Mínimos Quadrados Ordinários, levando-se em conta as seguintes suposições:

1. Os erros têm média zero e a mesma variância desconhecida σ^2 ;
2. Os erros são não correlacionados, ou seja, o valor de um erro não depende de qualquer outro erro;
3. As variáveis explicativas x_1, x_2, \dots, x_k são controladas pelo experimentador e são medidas com erro não significativo, ou seja, não são variáveis aleatórias;
4. Os erros têm distribuição normal.

2.2.4 Previsão no modelo de regressão linear

Os resultados encontrados, pela estimação de equações de regressão, são, de forma geral, utilizados para prever valores da variável dependente, Y , associados a valores das variáveis explicativas, X , que não fazem parte da amostra que deu origem à estimação. Normalmente, são realizadas previsões de valores das variáveis explicativas para determinado período de tempo futuro, no caso de séries temporais, ou para uma nova situação, no caso de estimação *cross section*¹.

Assim, se a estimação se referir a uma série de tempo, a previsão de Y , para um período imediatamente posterior ao último período da amostra, dados de X previamente previstos para o período, seria feita por $\hat{Y}_{n+1} = X_{n+1} \cdot b$, onde \hat{Y}_{n+1} é um escalar e X_{n+1} é o vetor de valores, previamente determinados das variáveis independentes.

¹ Dados de uma ou mais variáveis coletados no mesmo ponto do tempo.

Os valores de X , Y e ε , para períodos ou situações que não constam da amostra original, para simplificar a notação, serão denominados \tilde{X} , \tilde{Y} e $\tilde{\varepsilon}$. Assim, o erro de previsão é dado por $\hat{e} = \hat{Y} - \tilde{Y}$, onde $\hat{Y} = \tilde{X}b$. Sendo $\tilde{Y} = \tilde{X}b + \tilde{\varepsilon}$ o erro de previsão para cada novo período, ou situação, que pode ser definido como:

$$\hat{e} = \hat{Y} - \tilde{Y} = \tilde{X}b - \tilde{X}b - \tilde{\varepsilon} = -\tilde{\varepsilon} - \tilde{X}b + \tilde{X}b,$$

$$\hat{e} = -\tilde{\varepsilon} + \tilde{X}b + \tilde{X}(X'X)^{-1}X'Y,$$

que fica:

$$\hat{e} = -\tilde{\varepsilon} - \tilde{X}b + \tilde{X}(X'X)^{-1}X'(Xb + \varepsilon),$$

$$\hat{e} = -\tilde{\varepsilon} + \tilde{X}(X'X)^{-1}X'\varepsilon,$$

cuja variância é:

$$\sigma_f^2 = E[\hat{e}^2] = E[u^2] - 2\tilde{X}(X'X)^{-1}X'E(\varepsilon\tilde{\varepsilon}) + \tilde{X}(X'X)^{-1}X'E[\varepsilon\varepsilon']X(X'X)^{-1}X'.$$

Assumindo que não há autocorrelação entre os termos aleatórios originais e os acrescentados no processo de previsão, e que termos aleatórios são homocedásticos, então:

$$\sigma_f^2 = \sigma^2 + \sigma^2\tilde{X}(X'X)^{-1}X'IX(X'X)^{-1}\tilde{X}',$$

$$\sigma_f^2 = \sigma^2[1 + \tilde{X}(X'X)^{-1}X'].$$

Assim, baseado nessa expressão, é possível verificar que o erro de previsão é mínimo e, conseqüentemente, o intervalo de confiança, dado um nível de confiança, quando a previsão é feita para o ponto médio das variáveis explicativas e de X_1 .

2.2.5 Pressupostos para estabelecer um modelo de regressão linear

Para se estabelecer um modelo de regressão linear, deve-se observar alguns pressupostos principais, como: normalidade, homocedasticidade, independência dos erros e linearidade.

a) Normalidade: requer que os valores de Y sejam normalmente distribuídos para cada valor de x . Enquanto a distribuição dos valores de y_i , em torno de cada nível de x , não for extremamente diferente de uma distribuição normal, inferências sobre a linha de regressão e sobre coeficientes de regressão não serão afetadas. Um dos testes mais utilizados, para verificar a normalidade de uma amostra de dados, é o teste de Qui-quadrado (χ^2);

b) Homocedasticidade: é desejável que a variância dos resíduos, gerados pela estimação de um modelo, seja constante. Assim, $\text{var}(e_i) = \sigma^2$, onde σ é uma constante. A homocedasticidade, requer que as variações em torno da linha de regressão, sejam constantes para todos os valores de X . Isso significa que Y varia na mesma proporção, quando X for um valor baixo e quando X for um valor elevado. O pressuposto da homocedasticidade é importante na utilização do método dos mínimos quadrados, para determinar os coeficientes de regressão. Se houver sérios afastamentos desse pressuposto, pode-se aplicar transformações de dados, ou métodos dos mínimos quadrados ponderados;

c) Independência dos erros: requer que o erro seja independente para cada valor de X. O erro, ou resíduo, é a diferença entre os valores observados Y_i e os correspondentes valores ajustados, ou seja, $e_i = Y_i - \hat{y}$. Esse pressuposto refere-se aos dados coletados ao longo de um período de tempo, onde os resíduos são, freqüentemente, correlacionados com os do período imediatamente anterior. Para medir a existência de autocorrelação com padrão autorregressivo de primeira ordem, normalmente utiliza-se a estatística de Durbin-Watson, definida por:

$$d = \frac{\sum_{i=2}^n (e_i - e_{i-1})^2}{\sum_{i=1}^n e_i^2}, \quad (2.20)$$

onde:

e_i corresponde aos valores dos resíduos estimados pelo modelo;

n é o número de observações;

$d \cong 2$ não ocorre autocorrelação;

$0 < d < 2$ autocorrelação positiva;

$2 < d < 4$ autocorrelação negativa.

A autocorrelação é dita de primeira ordem porque o resíduo e_i é relacionado com e_{i-1} , ou seja, o resíduo em i é função do resíduo no período imediatamente anterior ($i-1$);

d) Linearidade: esse pressuposto estabelece que a relação entre as variáveis explicativas X_2, X_3, \dots, X_k , e a variável explicada Y, é linear. Considerando-se um conjunto de observações das k variáveis, a equação de regressão pode ser apresentada como:

$$Y_i = \beta_1 + \beta_2 X_{2i} + \beta_3 X_{3i} + \dots + \beta_k X_{ki} + \varepsilon_i \quad (2.21)$$

onde,

$Y_i, X_{2i}, X_{3i}, \dots, X_{ki}$ são os valores das variáveis para as diversas observações (o índice i representa o número da observação);

ε_i são os valores do termo aleatório;

β_1 é o parâmetro de intercepto (constante);

$\beta_2, \beta_3, \dots, \beta_k$ são os parâmetros de declividade (ou coeficiente angular) entre cada uma das variáveis independentes X e a variável dependente Y ;

2.2.6 Análise dos resíduos

a) Autocorrelação: O termo autocorrelação pode ser definido como a correlação entre os membros de séries de observações ordenadas no tempo, como uma série temporal, ou no espaço, como dados de corte. Um resíduo autocorrelacionado pode ser gerado pela omissão de alguma variável relevante, cujo comportamento apresente algum padrão de autocorrelação. Deve-se, a isso, o fato de o resíduo incorporar os efeitos da variável que foi excluída do modelo, ou pela especificação incorreta da forma funcional do modelo. Ainda, os procedimentos para dessazonalização de séries, com a utilização de médias móveis, ou as transformações realizadas no modelo para, por exemplo, incorporar expectativas ou aspectos dinâmicos das relações econômicas, também são causas para ocorrer a autocorrelação. A autocorrelação pode ser detectada e medida pela utilização da estatística de Durbin-Watson, a qual mede a correlação entre cada resíduo e o resíduo para o período de tempo imediatamente antecedente àquele de interesse;

b) Heterocedasticidade: A medida em que a dispersão dos resíduos não é uniforme ao longo da linha de regressão, ocorre a presença de heterocedasticidade. Para detectar a presença de heterocedasticidade, pode-se estimar o modelo utilizando-se o método dos mínimos quadrados e a representação gráfica dos resíduos de mínimos quadrados. Se os erros forem homocedásticos, não deverá haver qualquer padrão nos resíduos, mas se os erros forem heterocedásticos, poderão tender a exibir maior variação.

Como visto anteriormente, os resíduos são a diferença entre os valores observados Y_i e os correspondentes valores ajustados de \hat{y} . Denotados por e_i , e definidos por $e_i = (y_i - \hat{y}_i)$.

Os resíduos são representados por um desvio vertical de y_i observados e os pontos correspondentes a partir da função de regressão estimada, isto é, para os correspondentes valores ajustados \hat{y}_i . A forma envolve os desvios verticais de y_i para a desconhecida regressão linear. Os resíduos, sob outro modelo, são desvios verticais de y_i em relação a regressão linear estimada e conhecida;

c) Multicolinearidade: refere-se à correlação entre duas variáveis explicativas, ou entre uma delas e as demais, incluídas na equação de um modelo. A multicolinearidade ocorre quando duas variáveis medem aproximadamente a mesma coisa, isto é, a correlação entre elas é quase perfeita.

A multicolinearidade apresenta algumas conseqüências, como:

- quando houver relações exatas entre as variáveis explicativas o estimador dos mínimos quadrados poderá não ser definido;

- quando existirem dependências lineares, quase exatas, entre as variáveis explicativas, algumas variâncias, desvios padrão e covariâncias dos estimadores de mínimos quadrados poderão ser elevados;
- desvios padrão elevados, para os estimadores de mínimos quadrados, implicará uma alta variabilidade amostral e uma instabilidade dos coeficientes estimados;
- quando os desvios padrão do estimador forem elevados, será possível encontrar estatísticas t que levem à conclusão de que os estimadores dos parâmetros sejam iguais a zero;
- elevados R^2 e estatística F , indicando alto poder explicativo do modelo, não trazem informação suficiente para estimar seus efeitos separados.

Existem alguns métodos para verificar a presença de multicolinearidade, entre eles, o cálculo do coeficiente de correlação simples entre cada par de variáveis explicativas. Se o coeficiente de correlação for superior a 0,8, deve-se considerar a existência do problema. Pode-se também estimar regressões auxiliares, onde se verifica a significância dos coeficientes para verificar quais são as variáveis que estão muito relacionadas. Se o valor de R^2 for elevado para alguma(s) das regressões auxiliares, deve-se considerar que existe multicolinearidade. Outra forma de identificar a multicolinearidade é observar a matriz de correlação entre as variáveis explicativas. Se estas variáveis estiverem padronizadas, os elementos da matriz serão os coeficientes de correlação entre as variáveis independentes. Assim, o determinante dessa matriz será um valor entre 0 e 1. Se estiver próximo de zero, o problema da

multicolinearidade existe; se estiver próximo de 1, pode-se considerar que o problema não existe.

2.2.7 Métodos para avaliar uma regressão

Através das técnicas de análise de regressão, obtem-se uma equação cujas variáveis e coeficientes refletem a intensidade da relação funcional entre as variáveis dependentes e independentes. Para que se possa extrair do modelo todas as informações desejáveis, é necessário uma interpretação que depende de algumas estatísticas:

a) Coeficiente de Determinação ou Poder Explicativo da Regressão (R^2): O coeficiente R^2 pode ser visto como uma ferramenta para comparar diferentes modelos de regressão para uma mesma variável Y. Mede o grau de ajustamento do modelo aos dados da amostra, ou seja, quanto as variáveis explicativas presentes no modelo são responsáveis pelo comportamento da variável dependente. É representado como

$$R^2 = \frac{\text{Variação explicada pelos } x}{\text{Variação total de } y} = \frac{VE}{VT}. \text{ O modelo que apresentar o maior } R^2$$

deverá ser o melhor modelo, pois indica que grande parte da variação da variável Y é explicada pelas variáveis presentes no modelo de regressão. Deve-se tomar cuidado quando os modelos comparados apresentarem diferentes números de variáveis. Para isto, tem-se o R^2 ajustado, pelo tamanho da amostra e pelo número de graus de liberdade. O coeficiente R^2 ajustado pode ser mensurado como $\bar{R}^2 = 1 - (1 - R^2) \frac{n-1}{n-k}$, onde k é número

de parâmetros do modelo incluindo a constante, e n é o número de observações da amostra;

b) Estatística t : A estatística t tem por finalidade testar a significância dos parâmetros estimados do modelo, o que equivale ao teste do efeito individual de X e do termo constante. Portanto, é definida para cada um dos parâmetros estimados, representada por $t_c = \frac{(b_k - \beta_k)}{Sb_k} \sim t_{(n-k)}$ para $k = 1, 2, \dots, k$;

c) Estatística F : A estatística F tem por finalidade testar o efeito conjunto das variáveis explicativas sobre a dependente, ou seja, serve para verificar se, pelo menos, uma das variáveis explicativas do modelo exerce, efetivamente, alguma influência sobre a variável dependente. A estatística F é definida por:

$F_{k;n-k-1} = \frac{R^2}{1-R^2} \cdot \frac{n-k-1}{k}$, onde k é o grau de liberdade do numerador e $(n-k-1)$ é o grau de liberdade do denominador.

Através da análise de regressão linear múltipla, obtêm-se as previsões, as quais servem para prever os distúrbios da variável de interesse.

2.3 Estatística EWMA

Muitas considerações têm sido feitas acerca do controle de qualidade nos processos de produção, onde diversas técnicas estatísticas são vistas como importantes mecanismos que estão à disposição das indústrias para a fabricação de seus produtos. E, neste contexto, a média móvel

exponencialmente ponderada (EWMA), tem relevante papel, tanto na monitoração do processo quanto na regulação por ajustamento de realimentação.

O uso da estatística EWMA, para previsões, foi primeiro encontrado empiricamente, como sendo uma média ponderada com propriedade de ponderação, para dar o maior peso a última observação e assim, decrescer o valor para as observações anteriores. Dessa forma, a idéia geral é que determinados dados, até e incluindo o tempo t , que é então chamado previsão de origem, pode usar a EWMA \tilde{z}_t , para prover uma estimativa \hat{z}_{t+1} do próximo valor z_{t+1} . Assim, \tilde{z}_t significa uma EWMA baseada nos dados até e inclusive no tempo t . Dependendo da aplicação, isso pode, ou não, ser usado como previsão (Box, 1991a; Box & Luceño, 1997ab).

Como gráfico de controle, a EWMA possui um mecanismo que incorpora as informações de todas as observações anteriores, mais a informação atual. Essas informações são ponderadas, sendo possível atribuir aos valores passados um determinado grau de importância, conforme desejado, sendo atualizado recursivamente (Crowder, 1987; Lucas & Saccucci, 1990ab; Montgomery *et al* 1994; Box & Luceño, 1997ab) conforme mostrado na equação (2.22).

$$Z_i = \lambda X_i + (1 - \lambda)Z_{i-1}. \quad (2.22)$$

A série Z_i é suavizada através da constante de ponderação λ , que multiplica os valores da série original X_i , mais o complemento da constante de ponderação vezes o valor de Z_{i-1} . Esse valor inicial nunca é conhecido, então, utiliza-se a média do processo, sendo $Z_0 = \bar{X}$, que dá

origem, assim, a nova série Z_t , que é uma média ponderada de todas as amostras anteriores.

A EWMA é empregada como previsão do distúrbio para os valores futuros de uma série baseada em seus valores presentes e passados. Esse aspecto é muito importante para as indústrias, segundo Box *et al.* (1974) e Box & Luceño (1997ab), podendo ser utilizada para determinar um apropriado “feedback”² para um ajustamento da média do processo, pois com a previsão sempre se saberá o possível comportamento do processo um passo-à-frente.

É freqüentemente usada em aplicações de controle de processo e é dada por:

$$\tilde{z}_t = (1 - \theta) \{ z_t + \theta z_{t-1} + \theta^2 z_{t-2} + \dots \}, \quad (2.23)$$

sendo que θ está compreendido entre -1 e 1 , mas é encontrado normalmente, entre 0 e 1 , onde $0 \leq \lambda = 1 - \theta \leq 1$, e está entre 0 e 1 . Quando o valor de θ for mais próximo de 1 , o valor de λ é mais próximo de 0 , então o processo de desconto de \tilde{z} agirá como uma média aritmética ordinária de dados passados. Quando o valor de θ é mais próximo de 0 , λ receberá um peso maior, mais próximo de 1 (Box & Luceño, 1997ab).

Em controle de processo de engenharia, o nível médio do característico da qualidade é assumido para variar ao longo do tempo e, se o modelo de média móvel integrada IMA (0,1,1) for usado para representar um distúrbio do processo, a estatística EWMA tem importantes propriedades para uma previsão de observações futuras deste distúrbio. Assim, um excelente controlador baseado na estatística EWMA poderá ser

² O termo inglês feedback é denominado, em português, realimentação ou retroalimentação.

obtido, pois ela será capaz de minimizar a variável de saída através dos ajustes das variáveis de entrada do processo, onde medições contínuas deverão ser realizadas na variável de saída, para avaliar o quão distante ela estará do alvo estabelecido (Box & Jenkins, 1976; Luceño, 1995).

Esse modelo é definido por $z_t - z_{t-1} = a_t - \theta a_{t-1}$, onde o distúrbio a_t é assumido para ser distribuído normalmente com média zero, e desvio padrão σ_a e, θ é uma constante suavizada. O modelo pode ser representado, ainda, por um caminho aleatório ruidoso $z_t = \hat{z}_t + a_t$, onde $\hat{z}_t = \hat{z}_{t-1} + \lambda a_{t-1}$ é independente de a_t e $0 \leq \lambda \leq 1$ é uma medida não-estacionária (Luceño, 1995).

No controle estatístico de processos, e no controle de engenharia de processos, a estatística EWMA é utilizada para previsão do nível de distúrbio do processo, sendo capaz de imitar o comportamento de diversos processos industriais. É útil, também, na estimação local do distúrbio que está ocorrendo no instante t (Box & Luceño, 1997ab).

A estatística EWMA é aplicada na formação do algoritmo de controle, pois 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. Também pode ser utilizada como gráfico de controle, supondo a independência entre as observações, ou como estimador, prevendo o valor da próxima observação, se o processo seguir um modelo de médias móveis (Robinson & Hu, 1978; Lucas & Saccucci, 1990ab).

No controlador de realimentação, a constante de ponderação λ é determinada por meio do menor erro de previsão da série dos erros dos

distúrbios ajustados fornecidos pela estatística EWMA. Esses distúrbios são aqueles encontrados pela diferença entre o valor atual da variável e o seu valor alvo desejado. Na etapa de aplicação do controlador, a tarefa principal é conhecer o comportamento da série, para que os ajustes feitos mantenham o processo o mais próximo do valor alvo possível. Agora, não se verifica mais se a série está sob controle, pois a estabilidade do sistema deve ter sido verificada em etapa anterior (Box *et al.* 1994).

2.4 Comentários gerais do capítulo

Inicialmente, neste capítulo, foram desenvolvidas as técnicas de gráficos de controle, os quais serão as ferramentas utilizadas para classificar o processo quanto a sua estabilidade. Por meio dos gráficos \bar{x} e R , é mostrado se um ajuste de realimentação deve, ou não ser feito e, se em caso afirmativo, em que momento deve-se interferir no processo.

A análise de regressão serve como forma de obtenção de estimativas e previsões de ocorrências, futuras, dos distúrbios da variável de interesse do processo. Vale lembrar que, para a aplicação da análise de regressão ser válida, uma série de pressuposições devem ser atendidas, caso contrário conclusões poderão ficar comprometidas.

Outra forma de previsão é a aplicação da estatística EWMA, a qual provê a estimação da constante de ponderação λ , determinada pela suavização dos distúrbios do processo. Compensando esses efeitos, o processo é ajustado no valor alvo estabelecido.

No próximo capítulo, desenvolver-se-á a forma como a realimentação deve ser implementada a um sistema univariado, onde se verifica como cada técnica discutida neste capítulo é empregada.

3 AJUSTE DE REALIMENTAÇÃO

No capítulo 2 fez-se a revisão da literatura, abordando-se os assuntos: gráficos de controle; análise de regressão e estatística EWMA. Através dessas técnicas é que será desenvolvido o controlador proposto neste capítulo.

A metodologia, aqui proposta, será utilizada para, continuamente, ajustar o processo, fazendo-o permanecer tão próximo quanto possível do alvo estabelecido, através de ajustes nas variáveis que estão fora do alvo desejado. Essa metodologia é denominada realimentação do sistema, baseando-se no erro de previsão do distúrbio.

No item 3.1 é feita uma introdução sobre as etapas para a construção do controlador, seguindo para o item 3.2, onde é descrito como o monitoramento do processo é realizado, na variável selecionada. No item 3.3, é mostrado como é obtida a equação de controle e no item 3.4 é feita a interpretação do controlador proposto.

3.1 Etapas para a elaboração do controlador

Após a coleta dos dados, faz-se, através do controle estatístico do processo por meio dos gráficos de controle \bar{X} e R , a análise da estabilidade do processo. Se o processo estiver instável, procurar-se-á colocá-lo sob controle, investigando, dentro da amostra, quais pontos estão fora dos limites. Conhecendo estes pontos, deve-se tentar eliminar as causas que ocasionam a instabilidade e, se estas não forem encontradas utiliza-se o controle de engenharia para verificar o comportamento das variáveis

envolvidas e, assim, fazer as devidas compensações através da constante nas variáveis de entrada por meio da realimentação do sistema.

Deste modo, acredita-se que o processo esteja o mais próximo possível do alvo estabelecido, e que se produza uma quantidade menor de itens com defeito.

A estatística EWMA será utilizada como ponderador do erro dos distúrbios previstos, através da determinação da constante de ponderação λ que apresentar a menor soma dos quadrados dos erros.

3.2 Monitoramento do processo

O propósito do monitoramento de processos é confirmar, primeiramente, que o sistema de causa comum, estabelecido, permanece em operação. Depois, é procurar desvios atribuídos a possíveis causas especiais, conduzindo ao rastreamento e a eliminação destas causas (Box, 1991b).

A busca de causas especiais normalmente é dispendiosa, tanto em tempo quanto em recurso financeiro, não sendo razoável começá-la, a menos que se tenha evidência real do afastamento do modelo de causa comum. Após o monitoramento poder-se-á realizar o controle de realimentação, que é visto como o processo de estimação estatística do nível atual do distúrbio, usado para aplicar um ajustamento compensatório apropriado (Box & Kramer, 1992ab).

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 (Box, 1991b; Franklin *et al.* 1994; Montgomery *et al.* 1994).

Os processos industriais sofrem variações, que podem ser removidas ou não. Essas mudanças podem ocorrer devido à matéria-prima utilizada no processo de fabricação, ao trabalho dos operadores, ou devido a fenômenos naturais, como variação na temperatura ambiente e umidade. Em tais circunstâncias, conforme Box (1991b), algum sistema de regulação pode ser necessário, através do controle de realimentação, que pode, por exemplo, atuar automaticamente através de computadores ou por ajustamento manual.

Quando um esquema de controle de processo de engenharia é implementado, muitos métodos estatísticos podem ser usados para monitorar ambos, os processos e os sistemas de controle. Assim, controle estatístico de processo e controle de realimentação são abordagens que se complementam, efetivamente, com suas semelhanças e contrastes, na busca por um excelente desempenho da qualidade, assumindo que o processo dinâmico e distúrbios possam ser descritos por diferenças de equações lineares cujos parâmetros são conhecidos (MacGregor, 1987; Box & Kramer, 1992ab; MacGregor, 1992; Sachs *et al.* 1995).

Para a realimentação do processo, deve existir alguma variável adicional, que possa ser usada para compensar desvios no característico da qualidade e, assim, continuamente, ajustar o processo, para que esteja tão próximo quanto possível do alvo, apresentando um erro quadrado médio mínimo (Box, 1991ab; Montgomery *et al.* 1994; Box & Luceño, 1997ab).

Para que se alcance o estado de controle do sistema produtivo, utilizar-se-á, nesta pesquisa, tanto a técnica de controle estatístico do

processo quanto a técnica de controle de engenharia do processo, visando avaliar a estabilidade do processo e fazendo estimações sobre o mesmo (Box *et al.* 1994), pois muitos processos industriais apresentam distúrbios que não podem ser removidos, precisando ser compensados pelo controle de realimentação, unindo as técnicas do *CEP* e *CEnP*.

As medidas corretivas podem ser encontradas através dos controladores proporcionais, integrais e derivados. Os controladores proporcionais são aqueles em que a variável de entrada X_t , como cada nova observação, vem para auxiliar a combinação linear do último erro e_t e os controladores integrais, a soma cumulativa dos erros atuais e prévios $e_t + \dots + e_1$. Uma forma bastante próspera de controle de realimentação, usada para empregar processos contínuos, é baseada no controlador derivado, no qual existe um termo derivado adicionado. Esse controlador usa os últimos três erros (Box & Luceño, 1997ab).

A equação de controle (3.1) representa o controlador proporcional integral (*CPI*) usada na pesquisa. Contém um termo de ação “proporcional”, e um termo de ação “integral” e é dada por

$$gX_t = K_0 + K_p e_t + k_I \sum_{i=1}^t e_i, \quad (3.1)$$

onde X_t é a variável de entrada no tempo t , a qual sofrerá o ajuste. A notação g é chamada de ganho do sistema, ou impacto, e tem a mesma função de um “coeficiente de regressão”. A constante K_0 é o nível inicial da variável de ajuste (que pode ser mantido quanto a sua origem de forma que $K_0 = 0$), a constante K_p determina o resultado do ajustamento proporcional, e k_I o resultado do ajustamento cumulativo (integral). As constantes K_p e k_I correspondem à proporção com que cada termo do

controlador contribuirá para a ponderação da combinação linear. Os desvios do alvo, ou erro de previsão dos distúrbios no tempo t , é denotado por e_t , onde $e_t = e_t - \hat{e}_t$ é a diferença entre o erro atual e o previsto, e $\sum_{i=1}^t e_i$ é a soma cumulativa dos erros atuais e prévios ($e_t + e_{t-1} + \dots + e_1$) (Box, 1991b; Box & Luceño, 1997ab).

Realizado teste *in loco*, na indústria, verificou-se que o processo não mantém uma memória longa confirmada pela equação de regressão, cujo modelo final apresentou apenas duas defasagens, conforme tabela 03 do item 4.10. Assim, para determinar o controle proporcional integral, delimitou-se a soma dos dois últimos erros, os quais foram notados de maior importância para o processo, pois a soma de todos os anteriores não apresentou diferença considerável no valor do somatório, bem como esses erros já não são mais importantes para efetuar a realimentação.

Para que se alcance o termo proporcional integral, faz-se uso da análise de regressão, para determinar as previsões do distúrbio. A análise de regressão também pode ser usada para determinar o impacto que o percentual de ajuste da máquina sopradora de pré-formas causará na temperatura do forno isto é, a constante g porém, na pesquisa a análise de regressão não teve este fim, sendo o valor de g determinado por meio de testes realizados no equipamento conforme item 4.10.

Os desvios do alvo, serão expressos pela diferença entre os valores lidos pelo operador no painel da máquina, referente a temperatura do forno no instante atual e o valor alvo estabelecido conforme exposto na planilha do item 4.12. Para a ponderação dos distúrbios, será utilizada a constante de ponderação λ , que minimiza a soma do quadrado dos erros encontrados

utilizando a estatística EWMA, conforme descrito no item 2.3 e mostrada no Anexo C.

Para atingir o controle de realimentação, as variáveis que farão parte desse controle devem ser selecionadas e modeladas, além de se estabelecer e implementar o controlador que será utilizado. Selecionam-se as variáveis para a modelagem através da etapa de monitoração, identificando-se quais variáveis são as responsáveis pela falta de controle do processo. Essa etapa será realizada com a utilização dos gráficos de controle mostrados no item 2.1.

A modelagem das variáveis será feita através da análise de regressão linear múltipla, explicada no item 2.2. Essa metodologia permite conhecer as relações entre as variáveis e os seus valores futuros, tornando possível determinar o distúrbio da variável de interesse.

O modelo do controlador, utilizado na pesquisa, 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. Com a instalação do controlador, são continuamente feitos ajustamentos físicos para o processo, juntamente com a manutenção requerida pelo equipamento, o que pode elevar os custos industriais. Por isso, é que existem controladores mais sofisticados e, conseqüentemente, mais caros, e controladores mais simples e de menor custo, que não são menos eficientes, capazes de manter o processo sob controle (Souza, 2000).

Existem controladores automáticos e manuais, sendo que estes últimos são aqueles onde os operários realizam o controle do sistema. Os controladores manuais são aplicados a variáveis que têm um botão de controle direto para minimizar a variação, administrando mudanças de

regulagem do sentido e assegurando segurança ao processo. Os controladores manuais podem ser manipulados somente quando ocorre necessidade, porém necessitam da intervenção do operador, ao contrário dos automáticos (Box & Kramer, 1992a; Hoerl & Palm, 1992).

O controlador utilizado será proporcional integral aos erros atuais e prévios regulando o processo e agindo diretamente nas variáveis que influenciarão nas características finais do produto. Nesse tipo de controlador, é necessário ajustar a cada vez que as condições operacionais, especificações, ou algumas trocas externas ocorrerem.

3.3 Obtenção da equação de controle

Quando um processo é afetado por um distúrbio, proveniente de mudança na qualidade da matéria-prima, variação na temperatura ambiente, desgaste do equipamento, ou por problemas entre operadores, pode-se tentar eliminá-lo ou compensá-lo. Se esses fatores, que atuam no sistema, são de difícil controle e de difícil remoção, tendo um custo elevado para serem retirados do processo, pode-se utilizar o ajuste das variáveis através de compensações feitas no sistema, a fim de mantê-lo o mais próximo possível do valor alvo estabelecido. Quando se consegue prever um distúrbio no sistema, é possível aplicar um procedimento corretivo (Box & Kramer, 1992a).

Os processos de ajustes, que utilizam o distúrbio produzido para a correção do sistema, são denominados de controle de realimentação, haja vista que os desvios do alvo encontrados no processo são utilizados para realimentarem o sistema, reduzindo, assim, a produção de itens defeituosos.

O desvio do alvo é inteiramente determinado pela variação que a variável de interesse teve naquele instante. Esse desvio é independente do controlador, e poderá continuar, indefinidamente, na ausência de uma ação de controle. A recuperação começará tão logo a ação de controle seja efetuada nas variáveis de controle, as quais são manipuladas para terem o efeito do desvio cancelado no próximo instante (Souza, 2000).

Controladores proporcionais, ou integrais ao erro, são bastante utilizados no controle de processos industriais. Isso se deve às propriedades de robustez, as quais simplificam, consideravelmente, a aplicação prática desse tipo de controle. Neste estudo, utiliza-se um controlador proporcional integral aos erros atuais e prévios, conforme a equação (3.1).

Os processos industriais, segundo Box (1991b) têm a tendência de estarem fora de seus alvos especificados. Assim, ação de controle é necessária para controlar tais desvios. Esses desvios são representados por $d_t = X_t - T$, onde X_t é a variável, que está sendo analisada, e T é o valor a ser atingido por essa variável.

O ajuste do sistema será feito para realizar a previsão dos valores, então a equação para o processo ajustado no tempo $t+1$ é dada por

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

Essa equação revela que, no tempo $t+1$, o desvio do alvo $X_{t+1} - T$ depende do nível atual do distúrbio d_{t+1} e do nível de ajuste que a variável X_t sofreu no instante $t+1$.

Através da equação (3.2) percebe-se que, no tempo t , tem-se o desejo de ajustar a variável X_t , fazendo com que o lado direito da equação torne-se zero e, deste modo, o desvio do alvo no tempo $t+1$ também seja zero. Porém, não é possível fazer isso, porque no tempo t não se sabe o valor de

d_{t+1} , mas é possível, neste tempo, fazer uma previsão do distúrbio, \hat{d}_{t+1} de d_{t+1} , onde o erro previsto do distúrbio é $e_{t+1} = d_{t+1} - \hat{d}_{t+1}$. Desta forma, a equação (3.2) pode ser escrita como

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

Assim, deve-se fixar X_t de maneira que,

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

A partir daí, substitui-se a equação (3.4) em (3.3) e obtém-se que

$$X_{t+1} - T = e_{t+1}. \quad (3.5)$$

Nota-se que o desvio do alvo mostrado no processo é o erro de previsão do distúrbio. A equação (3.4) revela o ajuste no tempo t , e o ajuste para valores no tempo $t-1$ é dado por

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

porém, sabe-se que $(\hat{d}_{t+1} - \hat{d}_t)$ não é o valor do distúrbio, mas o erro que se comete em prever o distúrbio (Souza, 2000). A diferença entre \hat{d}_{t+1} e \hat{d}_t pode ser modelada segundo a estatística EWMA, mostrada na equação (3.7).

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

Substituindo-se a equação (3.7) em (3.6), obtém-se a equação de controle (3.8)

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

onde $X_t - X_{t-1} = x_t$, então a equação (3.8) passa a ser escrita como

$$gx_t = -\lambda e_t. \quad (3.9)$$

Assim, subtraindo a equação (3.8) no tempo t , pela equação (3.10) no tempo $t-1$,

$$gX_{t-1} = -\lambda e_{t-1}, \quad (3.10)$$

obtem-se que,

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

onde $e_t - e_{t-1}$ é uma EWMA dos valores dos erros, sendo que $e_t - e_{t-1} = \lambda[e_t + (1-\lambda)e_{t-1}]$ é igual a $e_t - e_{t-1} = (1-\theta)(e_t + \theta e_{t-1} + \theta^2 e_{t-2} + \dots)$.

Sabendo-se que x_t é igual a EWMA de \tilde{x}_t e relacionando-o, conforme desenvolvido por Box & Luceño (1997ab), com $z_t - z_{t-1} = e_t - \theta e_{t-1}$, substituindo na equação (3.11), é encontrado que

$$g(X_t - X_{t-1}) = -\lambda(e_t - \theta e_{t-1}). \quad (3.12)$$

Ainda, substituindo pela EWMA a equação (3.12), tem-se que

$$g\tilde{x}_t = -\lambda(\tilde{x}_t - \theta\tilde{x}_{t-1}), \quad (3.13)$$

onde \tilde{x}_t é igual a $\tilde{x}_t = (1-\theta)(x_t + \theta x_{t-1} + \theta^2 x_{t-2} + \dots)$ que, substituída na equação (3.13), passa a representar

$$g(1-\theta)x_t = -\lambda(\tilde{x}_t - \theta\tilde{x}_{t-1}). \quad (3.14)$$

Fazendo uso dos erros da equação (3.11), a equação acima passa a ser

$$gx_t = -\frac{\lambda}{1-\theta}(e_t - \theta e_{t-1}). \quad (3.15)$$

A equação (3.15) pode, ainda, ser desenvolvida como

$$gx_t = -\frac{\lambda}{1-\theta}e_t + \frac{\lambda\theta}{1-\theta}e_{t-1}. \quad (3.16)$$

Conforme Box & Luceño (1997ab), a equação (3.15), é igual à equação (3.17).

$$gx_t = c_1 e_t + c_2 e_{t-1}, \quad (3.17)$$

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.

O ajuste proporcional integral pode ser verificado, considerando-se a equação (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

$$g(X_t - X_{t-1}) = (k_p + k_I)e_t - k_p e_{t-1}, \quad (3.18)$$

que pode ser escrito como a equação (3.17).

As constantes da equação (3.17) passam a ser $c_1 = -\frac{\lambda}{1-\theta}$ e $c_2 = \frac{\lambda\theta}{1-\theta}$.

Equivalentemente, tal ajuste produz um controle proporcional integral na forma da equação (3.1) com $K_p = -\frac{\lambda\theta}{1-\theta}$ e $k_I = -\lambda$.

Assim, ainda segundo Box & Luceño (1997ab) a equação (3.15) é equivalente ao controle proporcional integral discreto que, agora substituída na equação (3.1), obtém-se

$$gx_t = -\frac{\lambda\theta}{1-\theta}e_t - \lambda\sum_{i=1}^t e_i. \quad (3.19)$$

Através da análise de regressão pode-se determinar o valor da constante de impacto g , e a previsão dos distúrbios do processo. Segundo os supervisores de produção da indústria, e através dos testes feitos na máquina, o melhor valor de g é 1,3. O botão de ajuste apresenta uma escala de 1 até 100, onde a mudança de 10 unidades no percentual de ajuste causa uma mudança de uma unidade no percentual de aquecimento, fazendo a proporção de um centésimo para um décimo, ou ainda, quando é girado 1 ponto na escala numérica do botão de ajuste, ocorre uma mudança de 0,1 pontos percentuais na variável percentual de aquecimento. O percentual de ajuste proporcional a maior ou menor liberação de calor, refletindo na

temperatura do forno, o qual aquece a pré-forma para a sopragem. Uma prática comum entre os operadores, é acertar o ajuste correto da temperatura do forno, girando o botão do percentual de ajuste até que a temperatura ideal seja atingida. Nessas tentativas, muitas pré-formas são rejeitadas, provocando um número elevado de refugos. A constante de ponderação λ será determinada pela suavização dos distúrbios, usada para prever a EWMA dos distúrbios, a serem utilizados no controlador proporcional e integral. O θ é o valor de $1 - \lambda$.

Continuando a desenvolver a equação (3.19), o impacto do sistema passa a dividir as expressões que representam a parte proporcional e integral da equação (3.20), que é representado como

$$x_t = -\frac{\lambda\theta}{g(1-\theta)}e_t - \frac{\lambda}{g}\sum_{i=1}^t e_i. \quad (3.20)$$

A equação acima pode, ainda, ser desenvolvida como

$$x_t = -\frac{\theta}{g}e_t - \frac{\lambda}{g}\sum_{i=1}^t e_i. \quad (3.21)$$

A coleta dos dados é feita em tempos equidistantes, e os ajustes em relação ao distúrbio de cada variável também serão feitos em tempos equidistantes, considera-se então um sistema de ajuste discreto em relação ao distúrbio da variável. A equação (3.20) fornece o nível de ajuste que deve ser feito na variável de compensação. Tem-se um sistema de ajustamento responsivo, em que o efeito de um ajustamento é completamente experimentado na saída no final de um intervalo de tempo.

3.4 Interpretação do controlador

Nos ajustes feitos por controladores manuais, os operadores podem ajustar as variáveis de saída para qualquer valor desejado. Um ajuste manual é o modo mais conveniente para ajustar a oscilação do sistema, e é uma tarefa fácil para os operadores, consistindo apenas na regulagem de um botão, que, neste estudo específico, libera maior ou menor quantidade de calor à máquina sopradora.

Para realizar o ajuste do sistema, identifica-se a variável que será ajustada, e depois, encontra-se os valores alvo representados pela letra T . Com isso, o propósito é manter o processo o mais próximo possível desse valor T , o qual será feito através da manipulação das variáveis de entrada.

Pela equação (3.20) é dado o nível de controle a ser introduzido no processo, que mostra a relação entre o nível das variáveis de entrada e o distúrbio produzido na saída do processo. Como o controle do processo no caso em estudo, é feito por meio da regulagem de um botão no painel de controle, os operadores podem seguir a metodologia proposta por Souza (2000) para ajustar as variáveis envolvidas no processo:

- se o resultado numérico obtido na equação (3.20) apresentar sinal positivo (+), indicará que o botão regulador do sistema deverá ser girado no sentido horário, fazendo com que seja liberado maior quantidade de calor e;
- se o sinal for negativo (-), indicará que o botão regulador do sistema deverá ser girado no sentido anti-horário, liberando menor quantidade de calor ao forno.

O valor numérico, obtido na expressão (3.20), indicará o número de unidades que o botão de controle deve ser girado, pois ele é dotado de uma escala de medida numérica que facilita a regulagem.

Para a operacionalização da metodologia, foi criada uma planilha eletrônica, na qual o operador poderá efetuar desde a coleta dos dados até a previsão dos valores a serem regulados pelos controladores. A indústria dispõe de mão-de-obra que opera a máquina sopradora e possui tempo disponível para fazer o ajuste, portanto não se levou em conta a relação dos custos necessários para sua implantação. Somente será necessário que o operador receba um treinamento para se familiarizar com o controlador e, assim, desempenhe uma boa performance, para que as variáveis estejam o mais próximo possível do alvo desejado.

3.5 Comentários gerais do capítulo

Neste capítulo, desenvolveu-se o ajuste de realimentação de um sistema univariado, realizado por meio da compensação dos erros de previsão do distúrbio, para tentar evitar a ocorrência de distúrbios futuros. Este tipo de ajuste é denominado de ajuste proporcional integral aos erros atuais e prévios. No próximo capítulo, procurar-se-á mostrar esta metodologia através de dados reais coletados em uma indústria de refrigerantes.

4 APLICAÇÃO DA METODOLOGIA

Este capítulo tem por objetivo a aplicação da metodologia de ajuste de realimentação univariado, desenvolvida no capítulo 3. Para a aplicação desta metodologia, serão utilizadas as técnicas de gráficos de controle, análise de regressão e média móvel exponencialmente ponderada, apresentadas no capítulo 2.

A aplicação da metodologia proposta se fez a um conjunto de dados reais da indústria de refrigerantes Vonpar Refrescos S/A, coletados junto a máquina sopradora de pré-formas de garrafas plásticas, de dois litros. Após a coleta dos dados, realizou-se uma avaliação da estabilidade dos mesmos por meio dos gráficos de controle e, em seguida, a estimação das equações de regressão linear. Também, encontrou-se os valores dos distúrbios e da constante de ponderação a serem aplicados na equação de realimentação. Esses valores foram encontrados por meio dos programas computacionais PcGive 8.0 (Chapman & Hall) e Statistica 5.1(Statsoft). Com os valores obtidos, o controlador foi proposto por meio de uma planilha no Microsoft Excel, estruturada para ser utilizada pela empresa na obtenção dos valores a serem ajustados na máquina.

4.1 Histórico da empresa

A história da VONPAR começou no ramo de refrigerantes, na década de 1940, com a produção da Laranjinha, seu primeiro refrigerante próprio. Nos primeiros seis meses, o refrigerante era fabricado em Lajeado, mas em 1949 foi construída uma fábrica em Porto Alegre, que, então, passou a

produzido. Quatro anos mais tarde, a grande procura pelo produto levou à construção de uma fábrica em Santo Ângelo. Além da Laranjinha, essa unidade também distribuía cerveja e outras bebidas. Em 1956, a fábrica de Santo Ângelo iniciou a produção de Grapette e a distribuição de Coca-Cola na região.

No ano de 1967, foi lançado o Minuano Limão, o primeiro refrigerante em tamanho litro do Brasil. Em 1980, houve a construção da fábrica em Nova Iguaçu, no Estado do Rio de Janeiro, primeiro passo da expansão fora do Rio Grande do Sul. Já em 1986, efetuou-se a compra da franquia de Porto Alegre, consolidando, à época, a VONPAR como o 3º maior grupo fabricante de Coca-Cola no Brasil.

Em 1993, ocorreu a formação da *joint venture* com a Coca-Cola Indústrias Ltda. Ocorreu, também, a compra das franquias no Estado de Santa Catarina, formando a atual configuração da VONPAR, com sete fábricas: Porto Alegre, Santo Ângelo, Farroupilha, Florianópolis, Blumenau, Chapecó, além da Água Mineral Charrua em Porto Alegre. O Grupo também conta com centrais de distribuição em Pelotas, no Rio Grande do Sul, Joinville e São José, em Santa Catarina. No ano de 1998, o Grupo VONPAR inaugurou, em Porto Alegre, uma das fábricas mais modernas da América Latina.

4.2 Transformação da resina PET

As garrafas de refrigerante, ao longo de sua história, sofreram diversas mudanças, tanto no desenho quanto na cor e no tamanho, mas a mudança maior ocorreu na sua matéria-prima, que passou do vidro para o plástico.

A matéria-prima utilizada, para a fabricação, dessa garrafa é a resina PET – Polietileno Tereftalato – derivada do petróleo. De acordo com a ALCOA (1999), a obtenção do PET ocorre da reação direta do ácido tereftálico com o etileno glicol, formando um monômero, que passa por um processo de policondensação, obtendo grandes cadeias poliméricas. A reação é de esterificação e ocorre com eliminação de água. À medida que a cadeia cresce, o peso molecular aumenta, acompanhado do aumento da viscosidade e de outros benefícios, que contribuem para a resistência do material.

Uma vez que a cadeia já tenha aumentado o suficiente, o PET fundido é solidificado, pelo resfriamento do material em água fria, acompanhado de um estiramento, por processo de extrusão, formando filamentos, que, depois de picotados, formam os grãos. Esses grãos ainda não estão em sua fase final de processamento, pois ainda estão amorfos, com alto teor de acetaldeído retido e com baixo peso molecular. Devem, então, passar por uma polimerização no estado sólido, tornando, os mesmos, cristalizados, com baixos níveis de acetaldeído retido e com peso molecular elevado. Essa polimerização ocorre em uma atmosfera inerte e de elevada temperatura. Assim, após a execução dessas etapas, tem-se, então, a resina PET, pronta para utilização pelos transformadores.

A pré-forma, como é chamado o artigo gerado a partir dessa resina, é o produto injetado, que serve como um estado de transição para a obtenção de uma garrafa biorientada, cuja aparência é transparente, possuindo um tom levemente escurecido, para melhor absorção de energia, com 54g de peso, 152mm de comprimento, 22mm de diâmetro no gargalo e 29mm de diâmetro no seu corpo. O *finish*, ou gargalo do produto, é definido durante

a moldagem da pré-forma, e suas dimensões não são modificadas durante a moldagem por sopro. Essa nova garrafa é determinada por um processo a frio, pois o objetivo da máquina sopradora é conferir um novo formato, volume, e biorientar a pré-forma através de seu estiramento e sopro.

4.3 Descrição do processo

A alimentação das pré-formas é realizada por uma esteira elevadora e um trilho posicionador, que levam as pré-formas até a entrada da máquina. A partir deste ponto, as pré-formas seguem para a máquina sopradora, a qual, para manter a temperatura ideal, é cercada por um aquário de 6,36m x 6,95m, como mostra a Figura 01.



FIGURA 01 – Visualização externa do aquário que cerca a máquina sopradora

As pré-formas seguem em direção ao forno linear de aquecimento, onde são submetidas a uma haste giratória chamada *tournet*, de número 64, que se introduz na parte interna do *finish* das pré-formas e as posicionam,

com um movimento de rotação, de frente para as lâmpadas infravermelhas. Com isso inicia-se o movimento linear e giratório, em torno do seu eixo, diante dos fornos da máquina sopradora, mostrado na Figura 02.



FIGURA 02 – Movimento giratório da pré-formas em direção ao forno linear de aquecimento

A temperatura nos fornos deve variar entre 140°C e 154°C, utilizando a resina k83, e o tempo de permanência da pré-forma dentro do forno é de 48 segundos. A máquina sopradora tem a capacidade de produzir,

aproximadamente, 4.000 garrafas/hora. Na máquina sopradora existem quatro fornos dentro de um espaço retangular de 1,085m x 1,43m, onde cada um é equipado com nove lâmpadas infravermelhas enfileiradas, sendo que cada lâmpada constitui uma zona de regulação de calor, tendo um espaçamento entre elas de, aproximadamente, 15mm, conforme mostra a Figura 03.

Os módulos dos fornos ainda possuem independência, quanto ao seu funcionamento, permitindo que uma zona esteja aquecendo um módulo do forno e o outro esteja desligado. Utiliza-se, também, uma barra de quartzo, nas zonas para direcionar o fecho de raios da lâmpada, evitando, assim, o aquecimento indesejado do gargalo.



FIGURA 03 – Visualização do forno de aquecimento das pré-formas

O forno utilizado é do tipo regulável, onde sua potência é regulada pelos potenciômetros localizados no painel da máquina, mostrado na Figura 04, assim como as indicações sobre falhas e alarmes.



FIGURA 04 – Painel de controle da máquina sopradora

Este tipo de forno permite o controle manual pelo operador, com o propósito de interagir no processo ou funcionamento da máquina. Nesta pesquisa, concentrou-se nas mudanças feitas pelo operador no painel de controle, no potenciômetro, a nível de percentual de ajuste e percentual de aquecimento.

Além disso, o forno possui uma correção com água gelada circulante, a qual deve variar entre 4°C e 9°C, que protege do calor todo o gargalo da pré-forma quando este estiver caminhando pelos fornos.

E, também, o forno é constituído de ventiladores, para resfriarem as conexões e filamentos de tungstênio das lâmpadas, que, na sua máxima potência, podem chegar a uma temperatura superior a 1200°C.

A saída do forno possui, também, uma câmara infravermelha, que lê a temperatura das pré-formas que estão saindo do forno, devendo variar entre 107°C e 112°C. O estudo foi concentrado nesta etapa do caminho percorrido pela pré-forma.

Na saída do forno, as pré-formas são retiradas dos *tournets* por pinças, que as transportam para dentro dos moldes na roda de sopragem. Essas pinças estão em constante movimento circular e harmonizadas com os passos dos *tournets* e dos moldes, constituindo a roda de transferência de pré-formas.

A pré-forma aquecida é transferida para o molde, cuja operação de abertura e fechamento é assegurada por um braço acionado por *comes* - eixo para abrir e fechar o molde - e o bloqueio do mesmo é realizado por pinos de travamento. A partir disso, um cilindro (tubeira ou bico de sopragem) desce até a pré-forma seguida pela haste de estiramento e sopro. A haste de estiramento pressiona o material contra o fundo do molde e o mantém pressionado durante o período inicial do sopro (formação total da garrafa), para que não haja, nessa fase, deslocamento do ponto de injeção.

A haste atinge a pré-forma no centro do fundo, estirando-a no sentido axial até que ela dobre de comprimento. No fundo do molde, a haste mantém a pré-forma presa, entrando cerca de 2/3 da espessura na parede da pré-forma. Esse estiramento vai reduzir a espessura da parede, cerca da metade de seu valor original. A distribuição do material, no comprimento, é

obtida através do perfil da pré-forma, perfil de aquecimento, e através do sincronismo do estiramento e pré-sopro.

O sopro é dividido em pré-sopro e sopro, propriamente dito, comandado por válvulas que são acionadas por *comes* posicionados ao longo da roda de sopro.

A pressão do ar varia entre 7 e 13 BAR, através da válvula direcional de 3 vias, na sua posição central, entra na pré-forma com bico da tubeira vedando o *finish*. A força desse ar é capaz de formar cerca de 90% da garrafa acabada. O pré-sopro vai expandir a pré-forma, no seu sentido radial, distribuindo, da maneira mais uniforme possível, a massa ao redor da haste de estiragem.

O gradiente de temperatura, de cada faixa da pré-forma, vai determinar, nesse momento, a espessura final da parede, em cada ponto, ao longo da garrafa. A pressão de ar varia entre 38 e 40 BAR, através da válvula direcional de 3 vias, na sua posição superior, e com o bico da tubeira, ainda vedando, o *finish* forma então, o fundo petalóide e mantém o material fortemente pressionado contra as paredes refrigeradas do molde, que deve estar de 4°C à 9°C, fazendo com que o PET se resfrie com a velocidade necessária, dificultando a cristalização da garrafa.

Para o sopro, a máquina possui a marcação de 2 pontos, o “0” (zero) e o “10” (dez), sendo o início e o fim do sopro. O início do sopro é posicionado um pouco após o ponto “10”, de modo que a pré-forma não possa resfriar em contato com o molde, após estar sendo formada, mas de modo a fornecer tempo suficiente para que o ar escape do molde através dos canais de degasagem, antes que a superfície interna esfrie sob a

influência do alívio do ar durante a dilatação da bolha. A temperatura dos moldes é acondicionada por uma circulação contínua de água.

Depois de sopradas as pré-formas, as garrafas são retiradas de seus respectivos moldes pela roda de transferência de garrafas, cujo mecanismo é idêntico ao das pré-formas. As pinças pegam as garrafas no momento em que o molde está se abrindo e as transferem para uma estrela com movimento circular, que as empurra para fora da sopradora. Tem-se, então, as garrafas de 2 litros.

4.4 Descrição do problema

Durante a transformação, da pré-forma em garrafa PET, todas as etapas são importantes, pois qualquer alteração no início do processo interfere no produto final. No decorrer da produção, o operador realiza vários testes de controle de qualidade, sendo os testes de espessura do ombro da garrafa, peso do fundo e espessura da curvatura do pé da garrafa. Através desses testes de controle de qualidade é possível detectar como está a distribuição de material PET, e se a pré-forma necessita de mais calor ou menos calor.

Em virtude disso, é necessário um controle intenso nas temperaturas que envolvem o processo. O ajuste dos potenciômetros, de cada zona do forno, interfere diretamente na espessura final da parede da garrafa. A regra básica é reduzir a temperatura nas zonas onde as paredes estão mais finas e, se necessário, aumentá-la nas zonas onde se encontrem as maiores espessuras. Quando reduzimos a temperatura nas zonas que estão mais quentes, aumentamos a dificuldade de estiramento. Vale lembrar que o pré-

sopro estira a pré-forma no sentido radial, conservando mais massa na região. Com isso podemos alterar as espessuras das paredes, para que se tenha a garrafa dentro do especificado.

As garrafas podem apresentar um formato não completamente cilíndrico, existindo porções achatadas em paredes opostas. A causa disso é que o ar existente dentro do molde não teve tempo suficiente para sair, antes da chegada da sopragem. Podem, também, ficar esbranquiçadas quando a temperatura da pré-forma estiver mais elevada, ou mais baixa do que a especificada, ou mesmo pode ocorrer o estouro do gargalo se a temperatura estiver muito alta.

4.4.1 Tipos de defeitos das garrafas

- Aspecto nacarrado, tinta prateada na parte lateral;
- Opalescência, início de cristalização;
- Dobra externa sobre o fundo;
- Dobra interna no fundo;
- Excesso de material no fundo;
- Dobra interna na zona do *finish*;
- Fundo petalóide mal formado;
- Super espessura em forma de anéis;
- Repartição da espessura longitudinal defeituosa;
- Explosão da garrafa por queda;
- Perda anormal de CO₂;
- Explosão da garrafa com uma pressão anormal – baixa.

Nas figuras 05 e 06, são mostrados alguns tipos de defeitos que ocorrem nas pré-formas e nas garrafas PETs de dois litros, ocorridos devido a instabilidade da temperatura do forno.

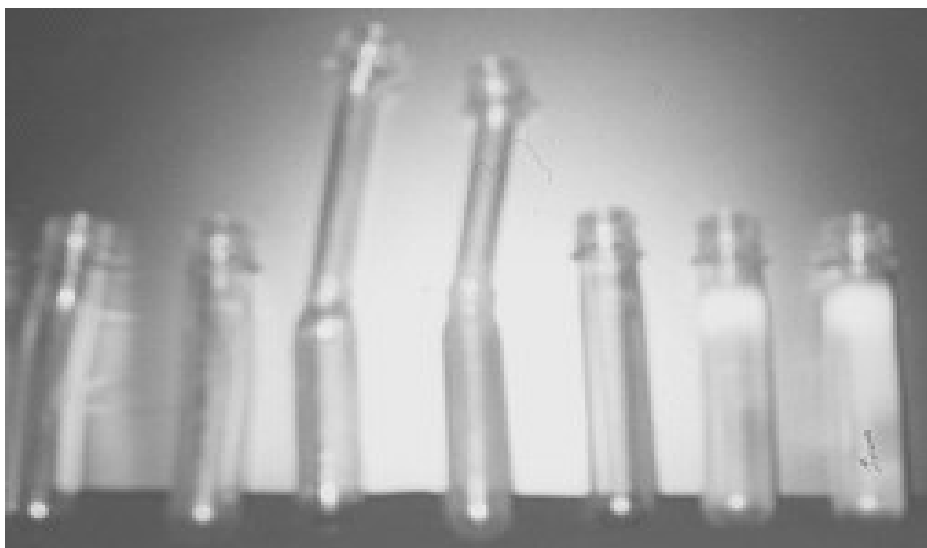


FIGURA 05 – Pré-formas com defeitos



FIGURA 06 – Garrafas defeituosas

4.4.2 Causas dos defeitos das garrafas

- Temperatura da pré-forma muito baixa na sopragem;
- Temperatura da pré-forma muito alta na sopragem;
- Mau aquecimento do fundo da pré-forma;
- Mau perfil de aquecimento.

4.4.3 Soluções para eliminar os defeitos das garrafas

- Aumentar a temperatura do forno, ou da zona concernente;
- Diminuir a temperatura do forno, ou da zona concernente;
- Ajustar o perfil de aquecimento.

Para tanto, neste trabalho utilizar-se-á um estudo de controle de qualidade univariado, utilizando, conforme já visto, tanto as técnicas de Controle Estatístico do Processo (*CEP*) quanto as técnicas de Controle de Engenharia do Processo (*CEnP*). A efetivação do uso do *CEP* dar-se-á por meio dos gráficos de controle e do *CEnP*, através dos métodos de previsão, os quais proporcionarão o conhecimento futuro das variáveis.

Quando a matéria-prima – pré-formas – entra no forno, ou ocorre a troca por pré-formas de resinas diferentes, um número bastante grande de material é desperdiçado, até que o operador consiga acertar a temperatura ideal para o forno de aquecimento, uma vez que, depois que a pré-forma entra no forno, não tem mais como tirá-la. Assim, uma solução é fazer compensações no conjunto de variáveis, mantendo o processo estável (Box & Luceño, 1997ab).

4.5 Variáveis envolvidas no processo

Após a coleta dos dados, realizada no período de 26 de fevereiro a 17 de março de 2003, junto à máquina sopradora de pré-formas, efetuou-se a análise descritiva dos dados, para a verificação do comportamento das variáveis.

As variáveis, que afetam o processo, são: temperatura do forno; percentual de aquecimento mostrados no painel da máquina; temperatura ambiente dentro do aquário e percentual de ajuste, este último efetuado manualmente, e tem relação direta com o percentual de aquecimento e com o forno. Na pesquisa utilizou-se uma série com 300 observações tomadas em intervalos de uma hora, em três turnos diários, da Indústria Vonpar Refrescos S/A – unidade de Santo Ângelo, RS.

O tamanho da amostra foi delimitado com base no período de maior estabilidade da máquina e também, pelo uso constante da mesma resina de que é feita a pré-forma. A estatística da análise de regressão não mudaria com um número maior de observações, bem como os valores passados das variáveis não mais interferem no processo, pois se tem um sistema responsivo de hora.

4.6 Custos da qualidade

A avaliação da qualidade, de acordo com Paladini (1990), pode ser feita quando da observação das características gerais dos processos produtivos no seu desenvolvimento, tendo como idéia básica a de que,

controlando-se o processo, o produto dele resultante estará também controlado.

Se esse controle não ocorrer ou o processo sofrer um desvio do seu alvo, nem todas as entradas se transformarão em produtos. A empresa terá, então, conforme Robles (1994), outros processos encerrando igualmente outros tipos de saídas, as quais consistem em refugos, unidades defeituosas, desperdícios e sobras. Um descuido no processo produtivo acarretará custos de má qualidade, fazendo com que esses mesmos custos tomem forma e proporção relevantes nos recursos disponíveis da empresa.

De acordo com Crosby (1979), qualidade é a conformidade do produto às suas especificações. Assim, as organizações podem reduzir seus custos globais através da melhoria e do controle da qualidade de seus processos. Salienta ainda, que o custo de fornecer produtos e serviços de baixa qualidade é significativo, podendo atingir 25% dos rendimentos em empresas de manufatura, e de até 40% das despesas operacionais em empresas de serviços. Portanto, para uma empresa controlar a qualidade, é fundamental e, para isso, é necessário exercê-lo nos seguintes aspectos:

- Máquinas: sofrem variações ao longo do tempo, tornando seu funcionamento irregular. Tais variações são devido ao desgaste natural do equipamento, oscilações das condições climáticas (temperatura, umidade do ar, etc), entre outros;
- Matéria-prima: os materiais utilizados podem apresentar características alteradas, muitas vezes causadas pela troca do fornecedor, ou por serem oriundos de um novo lote de produção do fornecedor;

- Mão-de-obra: podem sofrer alterações no seu desempenho, principalmente relacionado a funcionários novos, com pouca experiência, ou devido a aspectos comportamentais diretamente associados à motivação dos indivíduos;
- Ambiente de trabalho: pode afetar o desempenho de operadores e máquinas, ou modificar as condições de uso dos materiais. Nesse caso, relacionado a mudança de *layout* ou da chefia imediata.

Conforme Feigenbaum (1994), os custos da qualidade são definidos como os custos associados à definição, criação e controle da qualidade, assim como avaliação e realimentação de conformidade com exigências em qualidade, confiabilidade e segurança. Portanto, pode-se definir o custo da qualidade como sendo a diferença entre o custo real atribuído a um produto e o seu custo numa situação, em que o processo de desenvolvimento, produção e utilização ocorram livre de erro.

Os processos industriais são uma seqüência de atividades, cujo resultado desejado é um produto, ou serviço, entregue de acordo com as expectativas dos clientes. Os processos industriais alimentam-se de *inputs* (pesquisa e desenvolvimento de mercado e produto, recursos financeiros, matéria-prima, habilidades humanas, máquinas e equipamentos, etc) e sofrendo a ação de variáveis do micro e macro ambiente, o processo industrial dá início à atividade de processamento (agregação de valor), o que inclui movimentação e transformação destes *inputs* (no chão de fábrica) em *outputs*.

Porém, os *outputs* resultantes podem ser classificados em dois grupos: os produtos desejados, aqueles que atendem as especificações e são vistos

como de valor pelo mercado, e os produtos indesejados, os quais a empresa procura minimizar. Nesse último grupo, tem-se os produtos que geram apenas custos aos clientes. Entre eles, destacam-se: os refugos, desperdícios, poluição e as unidades defeituosas. Um dos objetivos, da melhoria de controle sobre o processo industrial, é, sem dúvida, a redução dos produtos indesejados.

4.7 Tratamento dos refugos

O processo de transformação da garrafa PET gera certa quantidade de itens, que são rejeitados por não atenderem às especificações e padrões de qualidade. Os itens, que não podem ser retrabalhados, são considerados como refugos, ou perdas de fabricação. A recuperação das pré-formas implica retrabalho e reavaliação, exigindo inspeção em 100% das unidades rejeitadas durante o processo fabril, caracterizando uma falha interna. Para ilustrar o caso em estudo, segue a Tabela 01.

TABELA 01 – Valores referentes aos refugos oriundos do processo produtivo da garrafa PET no período em estudo

Item	Valores
Produção	1.600.000 unidades/mês
Refugo pré-forma	2.673 unidades
Refugo PET sopradas	1.495 unidades
Custo da pré-forma	R\$ 4,37/kg
Preço de venda dos refugos	R\$ 1,20/kg

De acordo com a Tabela 01, a produção mensal da fábrica é de um milhão e seiscentas mil (1.600.000) unidades de embalagens plásticas, com

capacidade para dois litros de refrigerante. Para isso, são adquiridas as pré-formas a um custo de R\$ 4,37/kg. Devido às variações ocorridas na temperatura, ocorre a produção dos refugos. Esses refugos são comercializados por 27,46% do valor de compra, ou R\$ 1,20/kg, o que significa uma perda real de 72,54% do valor de compra. Os refugos de pré-forma representaram no período em que foi feita a coleta, uma perda de recursos no valor de R\$ 614,77, dos quais apenas R\$ 168,82 são revertidos através da sua venda. Além do refugo da pré-forma existe também, o refugo das PETs sopradas que, foi de um mil quatrocentos e noventa e cinco (1.495) unidades.

Portanto, verifica-se que a causa do desperdício das pré-formas é o desequilíbrio da temperatura do forno. Essa temperatura deve manter-se num patamar ideal, para evitar que ocorram refugos. Com isso, a fábrica economizaria, por ano, caso se mantivesse nessa proporção, aproximadamente R\$ 8.028,00, valor este que poderia ser revertido em aplicações dentro do próprio processo produtivo, na prevenção dos custos de outras falhas.

Além do custo relacionado a matéria-prima conforme visto acima, tem-se vários outros custos, tais como: desgaste do equipamento; energia, mão-de-obra, horas extras, adicional noturno, etc. Estes custos não foram avaliados pois, o objetivo principal da pesquisa é com relação ao uso correto da matéria-prima, afim de evitar a produção de itens com defeitos.

4.8 Análise descritiva dos dados

A análise descritiva das variáveis envolvidas no processo é mostrada através da Tabela 02.

TABELA 02 – Valores da estatística descritiva das variáveis em estudo

Variáveis	Valor Mínimo	Valor Máximo	Média	Desvio Padrão	Coef. de Variação
Temperatura do Forno*	128,3	157,0	147,6320	4,075965	2,76%
Percentual de Aquecimento*	79,5	93,6	87,2920	3,856221	4,42%
Temperatura Ambiente*	23	40,0	32,1300	3,504383	10,91%
Percentual de Ajuste**	3,5	5,4	4,4188	0,513810	11,63%

* A variável é expressa em graus centígrados (°C)

**A variável é expressa por uma escala numérica

Através da análise descritiva das variáveis, verificou-se que a variável mais homogênea apresentada é a temperatura do forno, a qual apresenta um coeficiente de variação de 2,76%. Isso não significa que todos os seus pontos analisados estejam dentro dos limites de controle desejados, pois o coeficiente de variação é uma medida de variabilidade relativa.

Embora a análise descritiva revele o comportamento do processo, é necessário investigar a estabilidade do mesmo por meio dos gráficos de controle, os quais vão caracterizá-lo como estando sob controle, ou fora de controle.

4.9 Análise da estabilidade do processo

Nesta etapa, o objetivo é estudar a estabilidade das variáveis que compõem a pesquisa, pois a partir da constância dessas variáveis garante-se um produto de qualidade e um baixo percentual de refugos. A estabilidade é feita por meio do uso dos gráficos de controle \bar{X} e R. Foram escolhidos estes gráficos devido a sua simplicidade no cálculo da média e da amplitude, sendo que o objetivo da pesquisa quanto ao monitoramento é apenas verificar o comportamento do processo quanto a sua estabilidade para que seja feito ou não o ajuste de realimentação. Nas Figuras 07, 08, 09, 10, 11, 12, 13 e 14 apresentam-se os gráficos R e X-barra, respectivamente, para as variáveis temperatura do forno, percentual de aquecimento, temperatura ambiente e percentual de ajuste.

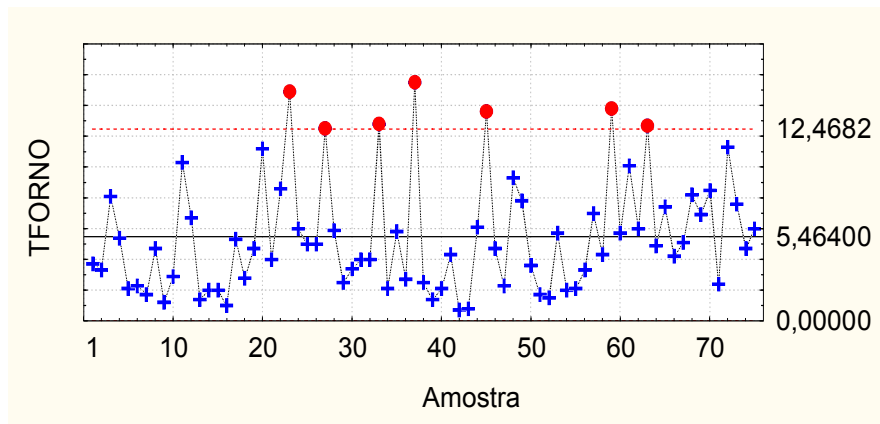


Figura 07 – Gráfico R da temperatura do forno

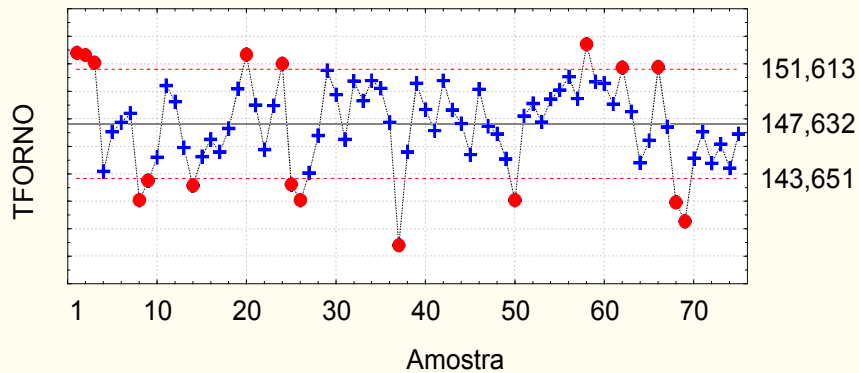


Figura 08 – Gráfico X-barra da temperatura do forno

Através das figuras 07 e 08 é possível perceber que o processo apresenta-se bastante instável para a variável temperatura do forno, especialmente no gráfico para a média, mostrando uma série de pontos fora dos limites de controle. Apresenta também, uma faixa bastante extensa de oscilação da temperatura numa variação em torno de 8 graus centígrados.

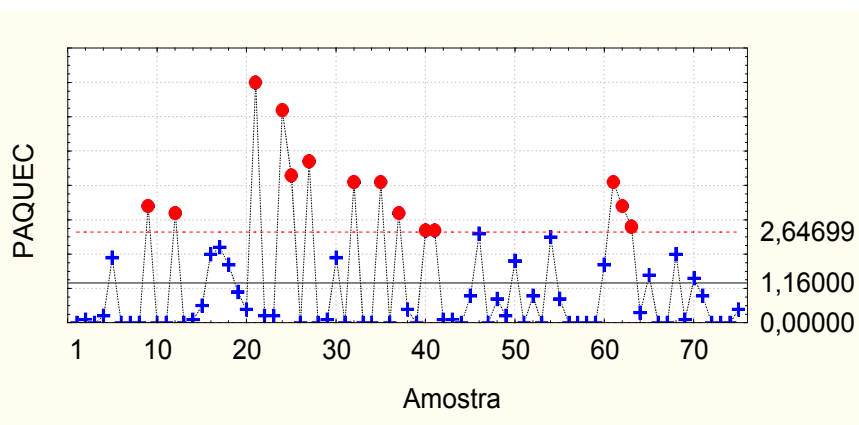


Figura 09 – Gráfico R do percentual de aquecimento

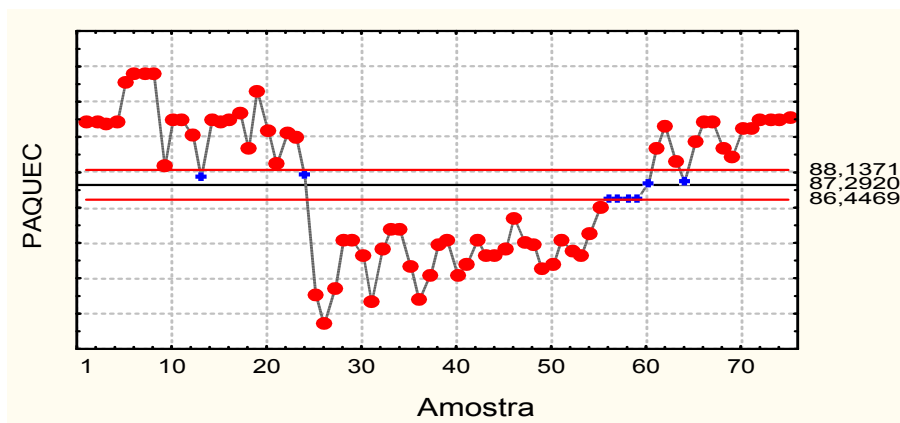


Figura 10 – Gráfico X-barra do percentual de aquecimento

Pela análise das figuras 09 e 10, correspondentes ao percentual de aquecimento, identifica-se que a grande maioria dos dados coletados estão fora dos limites estabelecidos, demonstrando a instabilidade do processo.

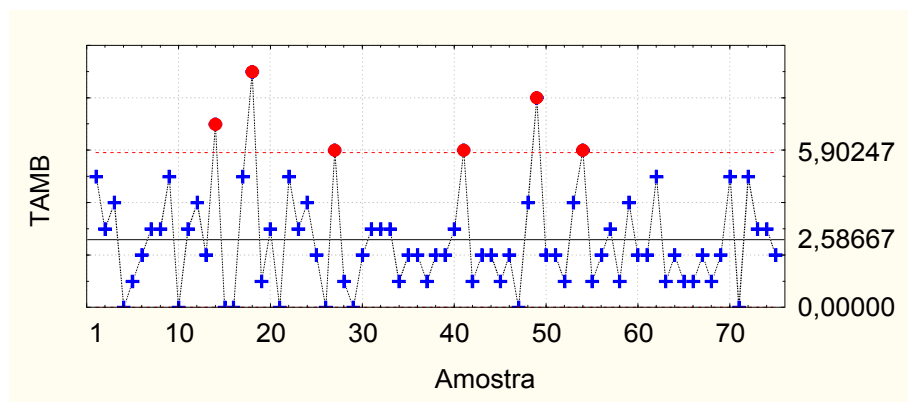


Figura 11 – Gráfico R da temperatura ambiente

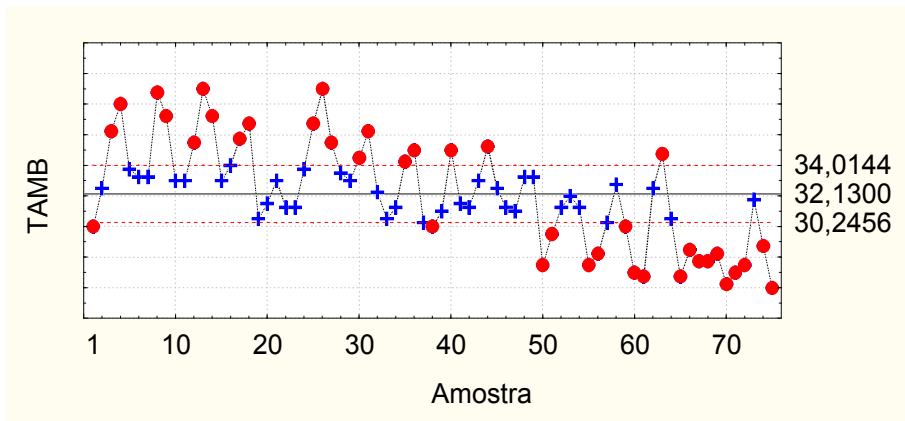


Figura 12 – Gráfico X-barra da temperatura ambiente

Analisando-se as figuras 11 e 12, da temperatura ambiente do aquário que cerca a máquina sopradora, é possível verificar que a temperatura varia de forma acentuada, o que ocasiona muitos pontos fora dos limites de controle.

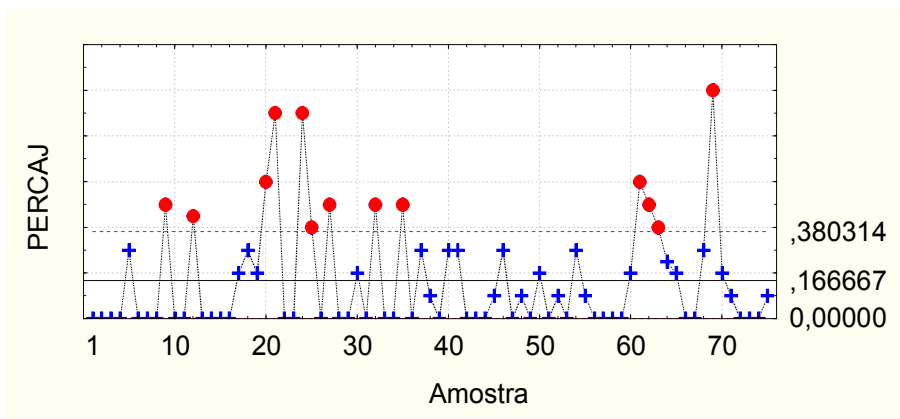


Figura 13 – Gráfico R do percentual de ajuste

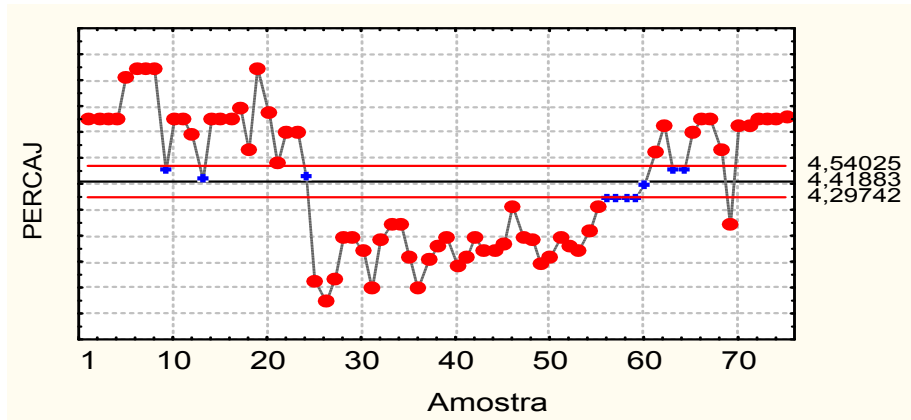


Figura 14 – Gráfico X-barra do percentual de ajuste

Com as figuras 13 e 14, demonstra-se que o processo quanto a variável percentual de ajuste, assim como para as outras variáveis envolvidas, está bastante instável.

Assim, concluindo através da análise das Figuras 07 a 14, com formação de subgrupos de 4 amostras cada, observa-se que o processo, apesar de apresentar uma pequena variabilidade para as variáveis temperatura do forno e percentual de aquecimento conforme os coeficientes de variação, está bastante instável para todas as variáveis. Mesmo fazendo os gráficos R e \bar{X} revisados, isto é, tirando os pontos apresentados inicialmente fora de controle, o processo ainda se mantém com bastante instabilidade. Na fábrica, em contato com supervisores de produção, verificou-se que não existe nenhuma causa especial para esses pontos estarem fora de controle.

Segundo Box *et al.* (1994), o processo deve estar sob controle para que o controle de realimentação seja efetuado, porém, no processo de transformação da garrafa PET, existem causas que não podem ser

removidas. Por isso, no processo existem pontos fora de controle devido a variação da temperatura ambiente.

Problemas de ajustamento do processo têm sido, às vezes, segundo Box & Luceño (1997ab), confundido com aqueles de monitoramento do processo, como por exemplo, um gráfico de controle. O propósito de um gráfico de controle é assinalar a possibilidade de uma causa especial ser localizada e removida de uma vez por todas. Caso isso não seja possível, o gráfico de controle possui pouca eficácia.

Ainda, conforme Box & Luceño (1997ab), essa política de ação é apropriada para um contexto onde o processo está supostamente num estado estável, mas de tempo em tempo um problema potencial ocorre, sinalizando sua presença pela ocorrência de dados anormais. Por contraste, o ajustamento de realimentação é apropriado quando o estado normal do processo, se nenhum controle for aplicado, será apenas devido à instabilidade. Tais instabilidades ocorrem, por exemplo, quando é necessário usar matéria-prima natural (óleo, madeira, lã) e por causa de variáveis ambientais não-controladas (temperatura ambiente, umidade), e por muitas outras razões, tais como, qualidade do estoque, mudança de matérias-primas e diferença na operacionalização da máquina. Essas causas são freqüentemente conhecidas, mas não podem ser economicamente removidas, então, a compensação deve ser feita.

Outro motivo, que chamou bastante a atenção, quanto ao processo produtivo, é a falta de procedimentos uniformes referentes à operação do equipamento, pois, na troca de turno, sempre se observa uma grande quantidade de peças com defeito. Outro fato marcante, que se pôde observar na análise da folha de verificação, cujo modelo consta do Anexo

D, é que existe uma mudança de nível nas temperaturas das variáveis. As mesmas, por serem de pequenos valores, não são ajustadas pelos operadores, vindo a refletir-se na má qualidade do produto.

Os principais problemas, decorrentes dessa falha, são garrafas esbranquiçadas, ou o estouro do gargalo. Destaca-se, ainda, como problema, a incompatibilidade das espessuras das garrafas em relação às especificações exigidas, sendo essa verificada e constatada nos testes de medição das espessuras.

4.10 Modelagem das variáveis para a determinação de previsão

Para atingir o controle de realimentação, a modelagem das variáveis será feita através da análise de regressão linear múltipla, conforme item 2.2. Esta metodologia permite conhecer as relações entre as variáveis e os seus valores futuros.

Na Tabela 03 apresentam-se os valores ajustados para o conjunto de variáveis em estudo.

TABELA 03 – Modelagem da variável temperatura do forno em função do percentual de aquecimento, da temperatura ambiente e do percentual de ajuste

Modelagem das variáveis				
Variáveis	Coefficientes	Erro Padrão	t-Student	Significância
Constante	55,5310	9,26350	5,995	0,0000
(TForno) _{t-1}	0,43653	0,05377	8,119	0,0000
(TForno) _{t-2}	0,19535	0,05487	3,560	0,0004
Paquec	0,61888	0,13290	4,657	0,0000
(PAquec) _{t-2}	-0,61265	0,13315	-4,601	0,0000
Tamb	0,67115	0,11905	5,638	0,0000
(TAmb) _{t-1}	-0,72569	0,11714	-6,195	0,0000

O coeficiente de determinação da regressão múltipla (R^2) indica que as variáveis independentes explicam 41,32% da temperatura do forno. Por outro lado, a hipótese de efeito conjunto nulo é rejeitada, ao nível de significância de 5%, conforme se constata através do teste F ($F = 33,09$). Ademais, verifica-se que os coeficientes estimados das variáveis: temperatura do forno, percentual de aquecimento e temperatura ambiente apresentaram sinais corretos, isto é, de acordo com a expectativa teórica, e são estatisticamente significativos, ao nível de 5%. Inicialmente seguiu-se a metodologia de modelagem do geral para o específico, onde o modelo inicial foi composto com as variáveis temperatura do forno, percentual de aquecimento, temperatura ambiente e percentual de ajuste, com uma defasagem inicial de 8 lags correspondentes ao turno de trabalho. Estas defasagens foram desconsideradas baseando-se na significância do teste t , permanecendo assim, somente aquelas consideradas significativas.

Ainda, com relação aos outros testes de adequação do modelo como: linearidade, causalidade, autocorrelação dos resíduos, heterocedasticidade, normalidade, forma funcional de especificação do modelo, entre todos os outros abordados no item 2.2, foram considerados adequados para a estimação do referido modelo.

Conforme descrito no item 3.3 o valor ideal de g é 1,3. Esse valor é aquele obtido quando se gira 1 ponto na escala numérica do botão de ajuste, uma mudança de 0,1 pontos percentuais na variável percentual de aquecimento ocorre. Uma prática comum, entre os operadores, é acertar o ajuste correto da temperatura do forno girando o botão do percentual de ajuste até que a temperatura ideal seja atingida. Nessas tentativas, muitas pré-formas são rejeitadas, provocando um número elevado de refugos.

Na Figura 15 apresenta-se a variável temperatura do forno com o valor real e ajustado.

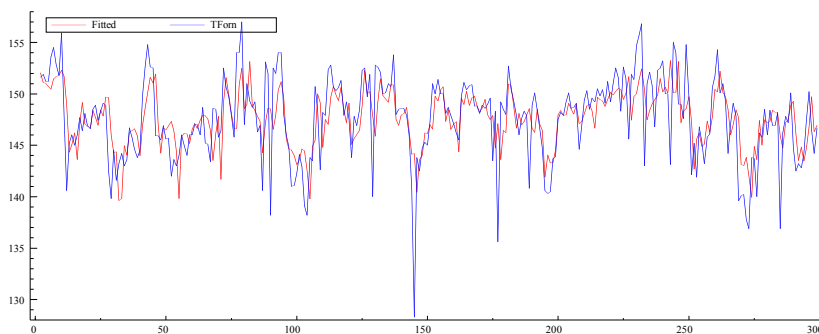


FIGURA 15 - Valores reais e ajustados da temperatura do forno

Na Tabela 04 são mostrados os valores dos erros para os quatro últimos valores da amostra utilizados na equação 3.21, o restante consta do Anexo B.

TABELA 04 – Valores dos erros para a temperatura do forno

Amostra	Valor Real	Valor Previsto	Erro
297	150,2	146,759	3,441
298	146,5	149,731	-3,231
299	144,2	146,330	-2,130
300	146,7	146,971	-0,271

4.11 Determinação da constante de ponderação λ

A determinação da melhor constante de ponderação, a ser usada na equação de realimentação 3.21, foi através da menor soma quadrática dos erros, com um valor inicial de 0,1 até 0,99, com um incremento de 0,01. O

valor de λ escolhido foi 0,47, conforme Anexo C. Portanto, o valor de θ é 0,53.

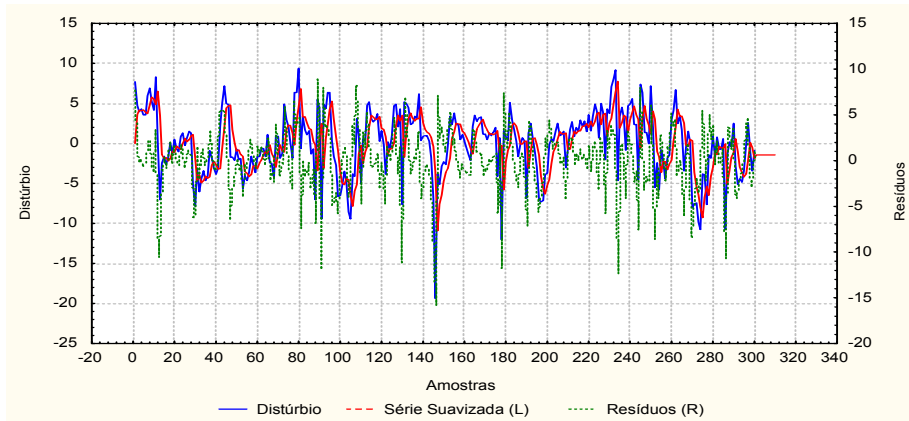


FIGURA 16 – Gráfico representativo do distúrbio, da série suavizada e dos resíduos

4.12 Aplicação da equação de controle

De posse dos valores de g e λ , é feita a aplicação na equação proporcional integral conforme item 3.3, equação 3.21, os ajustes para os três últimos valores coletados.

$$x_{298} = -\frac{0,53}{1,3}(-3,231) - \frac{0,47}{1,3}(-3,231 + 3,441) = 1,24133$$

$$x_{299} = -\frac{0,53}{1,3}(-2,13) - \frac{0,47}{1,3}(-2,13 + (-3,231)) = 2,80659$$

$$x_{300} = -\frac{0,53}{1,3}(-0,271) - \frac{0,47}{1,3}(-0,271 + (-2,13)) = 0,97854$$

Através das equações acima, é possível conhecer o nível de ajuste a ser empregado na variável percentual de ajuste, proporcionando maior ou menor liberação de calor ao forno. Como o botão controlador da temperatura é dotado de uma escala numérica, para o instante 300 é possível introduzir um ajuste girando o botão em 0,97854, isto é, em 1 unidade no sentido horário; para o instante 299, girando 2,8 unidades o botão controlador também no sentido horário, e ajustando 1,2 unidades no sentido horário para o instante 298.

Estes ajustes são mostrados na Planilha Eletrônica cujo modelo segue na Tabela 05:

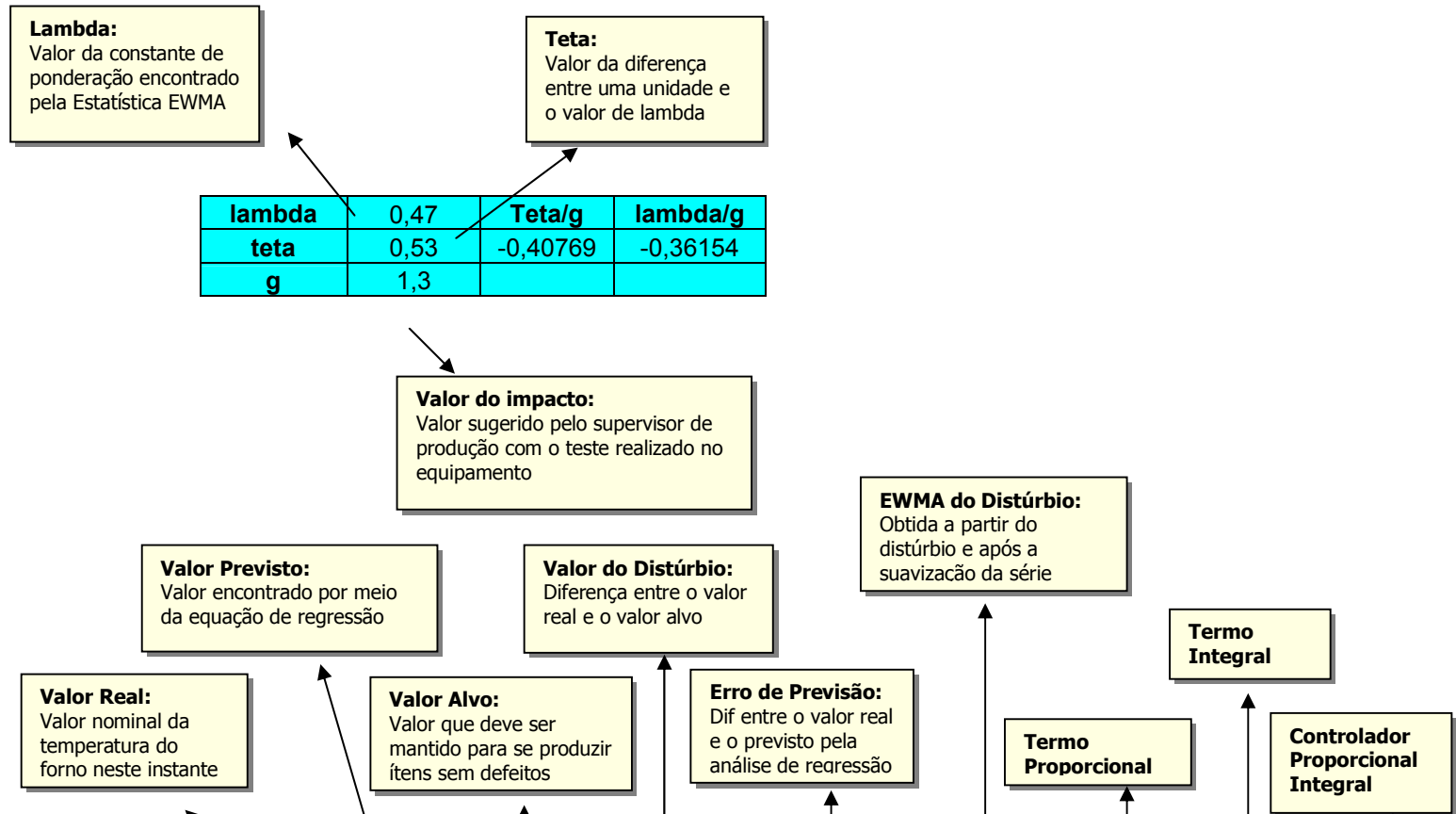


TABELA 05 – Planilha utilizada para realizar o ajuste de realimentação

Temp. Forno	% Aquec.	Temp. Amb.	% Ajuste	Valor Real	Valor Previsto	Valor Alvo	Valor do Distúrbio	Erro de Previsão	EWMA do Distúrbio	P	I	P + I
155,3	90,9	33	4,9	155,3		147,632	7,668		7,66800			

Temp. Forno	% Aquec.	Temp. Amb.	% Ajuste	Valor Real	Valor Previsto	Valor Alvo	Valor do Distúrbio	Erro de Previsão	EWMA do Distúrbio	P	I	P + I
152,4	90,9	28	4,9	152,4		147,632	4,768		1,16404			
151,6	90,9	29	4,9	151,6		147,632	3,968		-0,18306			
151,9	90,9	30	4,9	151,9	151,135	147,632	4,268	0,765	0,20298	-0,31188	-0,27658	-0,58846
151,2	90,9	31	4,9	151,2	151,055	147,632	3,568	0,145	-0,59242	-0,05912	-0,32900	-0,38812
151,2	90,9	32	4,9	151,2	150,754	147,632	3,568	0,446	-0,31398	-0,18183	-0,21367	-0,39550
153,6	90,8	33	4,9	153,6	150,501	147,632	5,968	3,099	2,23359	-1,26344	-1,28165	-2,54509
154,5	90,8	34	4,9	154,5	151,494	147,632	6,868	3,006	2,08380	-1,22552	-2,20719	-3,43272
152,9	90,8	34	4,9	152,9	151,691	147,632	5,268	1,209	-0,49558	-0,49290	-1,52388	-2,01678
151,8	90,8	35	4,9	151,8	151,84	147,632	4,168	-0,04	-1,36266	0,01631	-0,42264	-0,40633
155,9	90,8	38	4,9	155,9	152,335	147,632	8,268	3,565	3,37779	-1,45342	-1,27442	-2,72785
147,8	90,8	38	4,9	147,8	151,733	147,632	0,168	-3,933	-6,30977	1,60345	0,13305	1,73650
140,6	90,8	38	4,9	140,6	148,998	147,632	-7,032	-8,398	-10,54418	3,42380	4,45813	7,88193
145,2	90,9	38	4,9	145,2	144,334	147,632	-2,432	0,866	-0,98841	-0,35306	2,72311	2,37005
146	91	38	4,9	146	144,998	147,632	-1,632	1,002	0,27614	-0,40851	-0,67535	-1,08386
145	91	38	4,9	145	146,184	147,632	-2,632	-1,184	-0,85365	0,48271	0,06580	0,54851
146	91,7	34	5	146	143,591	147,632	-1,632	2,409	0,54757	-0,98213	-0,44288	-1,42502
147,7	93,5	33	5,3	147,7	147,178	147,632	0,068	0,522	1,99021	-0,21282	-1,05967	-1,27248
146,4	93,6	34	5,3	146,4	149,145	147,632	-1,232	-2,745	-0,24519	1,11912	0,80370	1,92282
148,1	93,6	34	5,3	148,1	147,081	147,632	0,468	1,019	1,57005	-0,41544	0,62402	0,20858
146,9	93,6	33	5,3	146,9	146,837	147,632	-0,732	0,063	-0,36787	-0,02568	-0,39118	-0,41687
146,6	93,6	32	5,3	146,6	146,7	147,632	-1,032	-0,1	-0,49497	0,04077	0,01338	0,05415
148,5	93,6	34	5,3	148,5	148,403	147,632	0,868	0,097	1,63766	-0,03955	0,00108	-0,03846
148,9	93,6	34	5,3	148,9	147,722	147,632	1,268	1,178	1,26796	-0,48026	-0,46096	-0,94122
147,4	93,6	32	5,3	147,4	146,925	147,632	-0,232	0,475	-0,82798	-0,19365	-0,59762	-0,79128
148,3	93,6	33	5,3	148,3	148,471	147,632	0,668	-0,171	0,46117	0,06972	-0,10991	-0,04019
149,1	93,6	33	5,3	149,1	147,846	147,632	1,468	1,254	1,04442	-0,51125	-0,39155	-0,90279
148,9	93,6	35	5,3	148,9	149,713	147,632	1,268	-0,813	0,35354	0,33145	-0,15944	0,17202
142,5	93,6	37	5,3	142,5	149,673	147,632	-5,132	-7,173	-6,21262	2,92438	2,88725	5,81162
139,8	93,6	38	5,3	139,8	146,06	147,632	-7,832	-6,26	-5,99269	2,55215	4,85655	7,40870

Temp. Forno	% Aquec.	Temp. Amb.	% Ajuste	Valor Real	Valor Previsto	Valor Alvo	Valor do Distúrbio	Erro de Previsão	EWMA do Distúrbio	P	I	P + I
144,5	93,6	40	5,3	144,5	144,247	147,632	-3,132	0,253	1,52387	-0,10315	2,17176	2,06862
141,6	93,6	40	5,3	141,6	144,32	147,632	-6,032	-2,72	-2,09235	1,10892	0,89192	2,00084
143,2	87,6	39	4,4	143,2	139,588	147,632	-4,432	3,612	0,49106	-1,47258	-0,32249	-1,79508
144,2	87,6	38	4,4	144,2	139,775	147,632	-3,432	4,425	1,26026	-1,80404	-2,90568	-4,70972
143	87,6	38	4,4	143	144,925	147,632	-4,632	-1,925	-0,53206	0,78481	-0,90385	-0,11904
143,6	91	34	4,9	143,6	144,016	147,632	-4,032	-0,416	0,31801	0,16960	0,84636	1,01596
146,7	91	33	4,9	146,7	146,275	147,632	-0,932	0,425	3,26854	-0,17327	-0,00325	-0,17652
145,8	91	33	4,9	145,8	146,389	147,632	-1,832	-0,589	0,83233	0,24013	0,05929	0,29942
144,6	91	33	4,9	144,6	146,601	147,632	-3,032	-2,001	-0,75887	0,81579	0,93638	1,75218
143,8	91	33	4,9	143,8	145,902	147,632	-3,832	-2,102	-1,20220	0,85697	1,48339	2,34036
144,5	91	31	4,9	144,5	143,976	147,632	-3,132	0,524	0,06283	-0,21363	0,57051	0,35688
149,8	91	33	4,9	149,8	146,919	147,632	2,168	2,881	5,33330	-1,17456	-1,23104	-2,40560
152,6	91	34	4,9	152,6	148,589	147,632	4,968	4,011	5,62665	-1,63525	-2,49172	-4,12698
154,8	91	34	4,9	154,8	150,121	147,632	7,168	4,679	5,18212	-1,90759	-3,14177	-5,04936
152,6	91	34	4,9	152,6	151,628	147,632	4,968	0,972	0,54653	-0,39628	-2,04305	-2,43933
152,5	91	34	4,9	152,5	151,097	147,632	4,868	1,403	0,18966	-0,57199	-0,85865	-1,43065
145,9	91	36	4,9	145,9	151,966	147,632	-1,732	-6,066	-6,49948	2,47306	1,68585	4,15892
145,9	87,8	38	4,45	145,9	146,976	147,632	-1,732	-1,076	-3,44472	0,43868	2,58211	3,02078
145,5	87,8	38	4,45	145,5	144,236	147,632	-2,132	1,264	-2,22570	-0,51532	-0,06797	-0,58329
146,9	87,8	39	4,45	146,9	146,693	147,632	-0,732	0,207	0,22038	-0,08439	-0,53182	-0,61622
145,6	87,8	39	4,45	145,6	146,5	147,632	-2,032	-0,9	-1,18320	0,36692	0,25055	0,61747
145,7	87,8	40	4,45	145,7	146,877	147,632	-1,932	-1,177	-0,52710	0,47985	0,75092	1,23077
142	91,1	39	4,9	142	147,312	147,632	-5,632	-5,312	-3,97936	2,16566	2,34602	4,51168
143,6	91	39	4,9	143,6	146,38	147,632	-4,032	-2,78	-0,50906	1,13338	2,92557	4,05895
143	91	39	4,9	143	144,334	147,632	-4,632	-1,334	-0,86980	0,54386	1,48737	2,03123
144	91	32	4,9	144	139,748	147,632	-3,632	4,252	0,53900	-1,73351	-1,05497	-2,78848
146	91	33	4,9	146	145,818	147,632	-1,632	0,182	2,28567	-0,07420	-1,60306	-1,67726
145	91	33	4,9	145	146,161	147,632	-2,632	-1,161	0,21141	0,47333	0,35395	0,82728
144	91	33	4,9	144	146,115	147,632	-3,632	-2,115	-0,88795	0,86227	1,18440	2,04667

Temp. Forno	% Aquec.	Temp. Amb.	% Ajuste	Valor Real	Valor Previsto	Valor Alvo	Valor do Distúrbio	Erro de Previsão	EWMA do Distúrbio	P	I	P + I
146	90,5	33	4,9	146	145,174	147,632	-1,632	0,826	1,52938	-0,33675	0,46602	0,12927
146	90,5	34	4,9	146	146,523	147,632	-1,632	-0,523	0,81057	0,21322	-0,10955	0,10368
147	91,5	34	4,9	147	147,113	147,632	-0,632	-0,113	1,42960	0,04607	0,22994	0,27601
147	90	34	4,9	147	146,621	147,632	-0,632	0,379	0,75769	-0,15452	-0,09617	-0,25068
146	92	34	4,9	146	147,442	147,632	-1,632	-1,442	-0,59842	0,58789	0,38432	0,97221
148,7	92	34	4,9	148,7	147,924	147,632	1,068	0,776	2,38284	-0,31637	0,24078	-0,07558
145,2	92,3	34	5,1	145,2	147,868	147,632	-2,432	-2,668	-2,23710	1,08772	0,68403	1,77175
145,1	91,3	36	5,1	145,1	147,591	147,632	-2,532	-2,491	-1,28566	1,01556	1,86518	2,88074
143,4	90,1	39	4,9	143,4	146,499	147,632	-4,232	-3,099	-2,38140	1,26344	2,02100	3,28444
148,6	89	39	4,9	148,6	143,492	147,632	0,968	5,108	3,93786	-2,08249	-0,72633	-2,80882
148,5	89	39	4,6	148,5	146,165	147,632	0,868	2,335	1,98706	-0,95196	-2,69093	-3,64289
145,8	89	39	4,6	145,8	147,811	147,632	-1,832	-2,011	-1,64686	0,81987	-0,11714	0,70273
146,4	90,7	30	4,6	146,4	141,625	147,632	-1,232	4,775	-0,27283	-1,94673	-0,99929	-2,94602
152,5	92,8	30	5,2	152,5	149,19	147,632	4,868	3,31	5,95540	-1,34946	-2,92304	-4,27250
150,6	92,8	31	5,2	150,6	151,6	147,632	2,968	-1	1,25636	0,40769	-0,83515	-0,42746
149,8	92,9	31	5,4	149,8	150,012	147,632	2,168	-0,212	-0,13413	0,08643	0,43818	0,52462
147,8	92	30	5,4	147,8	148,063	147,632	0,168	-0,263	-2,07109	0,10722	0,17173	0,27895
145,8	90,2	30	5,4	145,8	146,584	147,632	-1,832	-0,784	-3,09768	0,31963	0,37853	0,69816
154	90,3	31	4,8	154	146,605	147,632	6,368	7,395	6,55823	-3,01488	-2,39013	-5,40502
154	90,4	32	4,8	154	150,904	147,632	6,368	3,096	3,47586	-1,26222	-3,79290	-5,05512
157	90,6	33	4,8	157	152,514	147,632	9,368	4,486	4,84221	-1,82891	-2,74118	-4,57009
147	83,4	33	3,9	147	148,581	147,632	-0,632	-1,581	-7,43363	0,64456	-1,05027	-0,40571
151	90,4	33	4,8	151	149,011	147,632	3,368	1,989	0,06018	-0,81090	-0,14751	-0,95841
149,3	90,3	33	4,8	149,3	153,153	147,632	1,668	-3,853	-1,66811	1,57084	0,67391	2,24475
148,7	90,3	33	4,8	148,7	148,904	147,632	1,068	-0,204	-1,48410	0,08317	1,46676	1,54993
149,2	90,3	33	4,8	149,2	148,371	147,632	1,568	0,829	-0,28657	-0,33798	-0,22596	-0,56394
146,3	90,3	32	4,8	146,3	147,801	147,632	-1,332	-1,501	-3,05188	0,61195	0,24295	0,85490
146,9	90,3	32	0	146,9	147,358	147,632	-0,732	-0,458	-1,01750	0,18672	0,70825	0,89498
140,6	90,1	28	4,8	140,6	144,245	147,632	-7,032	-3,645	-6,83927	1,48604	1,48339	2,96943

Temp. Forno	% Aquec.	Temp. Amb.	% Ajuste	Valor Real	Valor Previsto	Valor Alvo	Valor do Distúrbio	Erro de Previsão	EWMA do Distúrbio	P	I	P + I
153,1	90,2	32	4,8	153,1	147,261	147,632	5,468	5,839	8,87518	-2,38052	-0,79322	-3,17373
152	90	32	4,8	152	148,583	147,632	4,368	3,417	3,60385	-1,39308	-3,34640	-4,73948
138,2	90,1	29	4,8	138,2	148,532	147,632	-9,432	-10,332	-11,88996	4,21228	2,50004	6,71232
152,5	90,1	32	4,8	152,5	146,606	147,632	4,868	5,894	7,99832	-2,40294	1,60451	-0,79843
152	90	32	4,8	152	147,853	147,632	4,368	4,147	3,73911	-1,69070	-3,63021	-5,32091
154	88,9	33	4,6	154	150,418	147,632	6,368	3,582	3,98173	-1,46035	-2,79433	-4,25468
154	88,9	34	4,6	154	151,2	147,632	6,368	2,8	2,11032	-1,14154	-2,30734	-3,44888
148	83,8	36	3,9	148	149,725	147,632	0,368	-1,725	-4,88153	0,70327	-0,38865	0,31462
146	83,8	36	3,9	146	145,655	147,632	-1,632	0,345	-4,58721	-0,14065	0,49892	0,35827
144,9	80,4	36	3,6	144,9	144,63	147,632	-2,732	0,27	-3,53122	-0,11008	-0,22235	-0,33242
141	80,6	37	3,6	141	144,554	147,632	-6,632	-3,554	-5,77155	1,44894	1,18729	2,63623
141,1	79,5	38	3,5	141,1	143,984	147,632	-6,532	-2,884	-2,95892	1,17578	2,32758	3,50337
142,3	79,5	39	3,5	142,3	143,089	147,632	-5,332	-0,789	-0,36823	0,32167	1,32793	1,64960
144,1	79,5	39	3,5	144,1	143,581	147,632	-3,532	0,519	1,60484	-0,21159	0,09762	-0,11398
142,9	79,5	39	3,5	142,9	144,601	147,632	-4,732	-1,701	-0,34944	0,69348	0,42734	1,12082
139,1	79,5	39	3,5	139,1	144,429	147,632	-8,532	-5,329	-3,98520	2,17259	2,54162	4,71421
138,2	79,5	39	3,5	138,2	142,535	147,632	-9,432	-4,335	-3,01216	1,76735	3,49391	5,26125
143,8	81,1	35	3,6	143,8	139,706	147,632	-3,832	4,094	4,00356	-1,66909	0,08713	-1,58196
143,5	81,1	35	3,6	143,5	144,877	147,632	-4,132	-1,377	1,82189	0,56139	-0,98230	-0,42091
150,7	84,2	33	4	150,7	145,436	147,632	3,068	5,264	8,16560	-2,14609	-1,40530	-3,55139
148,5	84,2	33	4	148,5	149,972	147,632	0,868	-1,472	2,12777	0,60012	-1,37095	-0,77083
142,6	84,2	34	4	142,6	149,19	147,632	-5,032	-6,59	-4,77228	2,68669	2,91472	5,60142
148,2	84,2	33	4	148,2	144,788	147,632	0,568	3,412	3,07069	-1,39105	1,14897	-0,24208
147,9	84,2	34	4	147,9	147,477	147,632	0,268	0,423	1,32747	-0,17245	-1,38650	-1,55895
152,4	84,2	33	4	152,4	147,043	147,632	4,768	5,357	5,20356	-2,18401	-2,08969	-4,27370
152,8	84,2	33	4	152,8	149,674	147,632	5,168	3,126	3,15789	-1,27445	-3,06693	-4,34138
150,7	84,2	33	4	150,7	150,728	147,632	3,068	-0,028	-0,42632	0,01142	-1,12005	-1,10863
150,3	84,3	33	4	150,3	149,951	147,632	2,668	0,349	-0,62595	-0,14228	-0,11605	-0,25834
150,6	84,3	33	4	150,6	149,367	147,632	2,968	1,233	-0,03175	-0,50268	-0,57195	-1,07464

Temp. Forno	% Aquec.	Temp. Amb.	% Ajuste	Valor Real	Valor Previsto	Valor Alvo	Valor do Distúrbio	Erro de Previsão	EWMA do Distúrbio	P	I	P + I
151,3	84,2	35	4	151,3	150,639	147,632	3,668	0,661	0,68317	-0,26948	-0,68475	-0,95424
147,9	82,4	35	3,8	147,9	148,437	147,632	0,268	-0,537	-3,03792	0,21893	-0,04483	0,17410
149,2	82,5	35	3,8	149,2	147,213	147,632	1,568	1,987	-0,31010	-0,81008	-0,52423	-1,33432
147,5	80,7	38	3,6	147,5	149,119	147,632	-0,132	-1,619	-1,86435	0,66005	-0,13305	0,52701
143,8	80,7	36	3,6	143,8	145,05	147,632	-3,832	-1,25	-4,68811	0,50962	1,03725	1,54687
147,8	80,7	36	3,6	147,8	145,657	147,632	0,168	2,143	1,51530	-0,87368	-0,32285	-1,19654
146,9	80,7	35	3,6	146,9	146,009	147,632	-0,732	0,891	-0,09689	-0,36325	-1,09691	-1,46016
148,5	80,7	34	3,6	148,5	146,452	147,632	0,868	2,048	1,54865	-0,83495	-1,06256	-1,89752
152,3	84,7	32	4,1	152,3	148,834	147,632	4,668	3,466	4,62078	-1,41306	-1,99352	-3,40658
152,5	84,7	32	4,1	152,5	152,256	147,632	4,868	0,244	2,64902	-0,09948	-1,34131	-1,44078
149,7	84,8	31	4,1	149,7	150,026	147,632	2,068	-0,326	-1,39602	0,13291	0,02965	0,16255
151,9	84,8	32	4,1	151,9	150,24	147,632	4,268	1,66	1,46011	-0,67677	-0,48229	-1,15906
140	84,8	29	4,1	140	147,853	147,632	-7,632	-7,853	-11,12614	3,20161	2,23901	5,44062
152,8	84,8	30	4,1	152,8	145,936	147,632	5,168	6,864	6,90314	-2,79840	0,35756	-2,44084
152,6	84,8	31	4,1	152,6	149,144	147,632	4,968	3,456	3,45867	-1,40898	-3,73108	-5,14006
152,1	84,8	32	4,1	152,1	151,503	147,632	4,468	0,597	1,33309	-0,24339	-1,46532	-1,70871
150	84,8	31	4,1	150	149,849	147,632	2,368	0,151	-1,39346	-0,06156	-0,27043	-0,33199
150,1	84,8	31	4,1	150,1	149,56	147,632	2,468	0,54	-0,63853	-0,22015	-0,24982	-0,46998
151	84,8	31	4,1	151	149,194	147,632	3,368	1,806	0,56158	-0,73629	-0,84817	-1,58446
150,7	84,8	33	4,1	150,7	150,948	147,632	3,068	-0,248	-0,00236	0,10111	-0,56328	-0,46217
153,8	84,8	35	4,1	153,8	150,884	147,632	6,168	2,916	3,09875	-1,18883	-0,96458	-2,15342
148	80,7	34	3,6	148	147,519	147,632	0,368	0,481	-4,15766	-0,19610	-1,22815	-1,42425
148,5	80,7	35	3,6	148,5	146,989	147,632	0,868	1,511	-1,70356	-0,61602	-0,72018	-1,33621
148,6	80,8	35	3,6	148,6	147,923	147,632	0,968	0,677	-0,80289	-0,27601	-0,79105	-1,06705
148,6	80,8	35	3,6	148,6	148,064	147,632	0,968	0,536	-0,42553	-0,21852	-0,43855	-0,65707
147,9	80,8	36	3,6	147,9	148,693	147,632	0,268	-0,793	-0,92553	0,32330	0,09292	0,41622
145,9	80,8	34	3,6	145,9	146,32	147,632	-1,732	-0,42	-2,49053	0,17123	0,43855	0,60978
140,7	80,8	30	3,6	140,7	144,077	147,632	-6,932	-3,377	-6,51998	1,37678	1,37276	2,74954
128,3	80,6	30	3,9	128,3	144,195	147,632	-19,332	-15,895	-15,85559	6,48027	6,96757	13,44784

emp. Forno	% Aquec.	Temp. Amb.	% Ajuste	Valor Real	Valor Previsto	Valor Alvo	Valor do Distúrbio	Erro de Previsão	EWMA do Distúrbio	P	I	P + I
143,8	83,8	31	3,9	143,8	140,418	147,632	-3,832	3,382	7,09654	-1,37882	4,52393	3,14512
142,5	83,8	30	3,9	142,5	143,487	147,632	-5,132	-0,987	2,46116	0,40239	-0,86588	-0,46349
144,8	83,8	29	3,9	144,8	144,042	147,632	-2,832	0,758	3,60442	-0,30903	0,08279	-0,22624
145,3	83,8	30	3,9	145,3	146,189	147,632	-2,332	-0,889	2,41034	0,36244	0,04736	0,40980
145	83,8	30	3,9	145	146,131	147,632	-2,632	-1,131	0,97748	0,46110	0,73031	1,19141
147,3	84,2	31	4	147,3	147,016	147,632	-0,332	0,284	2,81806	-0,11578	0,30622	0,19044
151	84,2	30	4	151	146,565	147,632	3,368	4,435	5,19357	-1,80812	-1,70610	-3,51422
150	84,2	31	4	150	149,781	147,632	2,368	0,219	1,75259	-0,08928	-1,68260	-1,77188
151,4	84,2	31	4	151,4	149,341	147,632	3,768	2,059	2,32888	-0,83944	-0,82358	-1,66302
150	84,2	32	4	150	150,428	147,632	2,368	-0,428	-0,16570	0,17449	-0,58967	-0,41518
150	84,2	34	4	150	150,707	147,632	2,368	-0,707	-0,08782	0,28824	0,41035	0,69858
148,1	81,5	34	3,7	148,1	147,312	147,632	0,468	0,788	-1,94654	-0,32126	-0,02928	-0,35055
148,7	81,5	37	3,7	148,7	148,496	147,632	1,068	0,204	-0,43167	-0,08317	-0,35865	-0,44182
147,9	81,5	35	3,7	147,9	146,521	147,632	0,268	1,379	-1,02878	-0,56221	-0,57232	-1,13452
147,1	81,5	34	3,7	147,1	147,069	147,632	-0,532	0,031	-1,34526	-0,01264	-0,50977	-0,52241
146,2	81,5	34	3,7	146,2	147,29	147,632	-1,432	-1,09	-1,61299	0,44438	0,38287	0,82725
145,5	84,1	28	4	145,5	144,323	147,632	-2,132	1,177	-1,55488	-0,47985	-0,03145	-0,51131
149,8	84,2	30	4	149,8	149,599	147,632	2,168	0,201	3,47591	-0,08195	-0,49820	-0,58015
151,1	84,2	31	4	151,1	148,967	147,632	3,468	2,133	3,14223	-0,86961	-0,84383	-1,71344
150,4	84,2	32	4	150,4	150,258	147,632	2,768	0,142	0,96538	-0,05789	-0,82250	-0,88039
150,8	84,3	31	4	150,8	148,872	147,632	3,168	1,928	0,91165	-0,78603	-0,74838	-1,53442
150,9	84,3	31	4	150,9	149,635	147,632	3,268	1,265	0,58318	-0,51573	-1,15439	-1,67012
148,8	83,4	32	3,9	148,8	149,81	147,632	1,168	-1,01	-1,79092	0,41177	-0,09219	0,31958
148,8	83,4	33	3,9	148,8	148,858	147,632	1,168	-0,058	-0,94919	0,02365	0,38612	0,40977
148,1	83,3	33	3,9	148,1	148,212	147,632	0,468	-0,112	-1,20307	0,04566	0,06146	0,10712
148,9	83,4	34	3,9	148,9	148,639	147,632	1,268	0,261	0,16237	-0,10641	-0,05387	-0,16028
148,6	83,3	36	3,9	148,6	149,468	147,632	0,968	-0,868	-0,21394	0,35388	0,21945	0,57333
149	83,3	36	3,9	149	147,981	147,632	1,368	1,019	0,28661	-0,41544	-0,05459	-0,47003
149,6	83,3	35	3,9	149,6	147,487	147,632	1,968	2,113	0,75190	-0,86145	-1,13234	-1,99379

Temp. Forno	% Aquec.	Temp. Amb.	% Ajuste	Valor Real	Valor Previsto	Valor Alvo	Valor do Distúrbio	Erro de Previsão	EWMA do Distúrbio	P	I	P + I
143,5	83,3	34	3,9	143,5	147,881	147,632	-4,132	-4,381	-5,70149	1,78610	0,81997	2,60607
148,3	83,3	32	3,9	148,3	144,719	147,632	0,668	3,581	1,77821	-1,45995	0,28923	-1,17072
135,6	83,3	32	3,9	135,6	147,074	147,632	-12,032	-11,474	-11,75755	4,67786	2,85362	7,53148
149,2	84,1	33	4	149,2	143,634	147,632	1,568	5,566	7,36850	-2,26922	2,13597	-0,13325
148,5	84,1	33	4	148,5	146,364	147,632	0,868	2,136	3,20530	-0,87083	-2,78457	-3,65540
148	84,1	30	4	148	146,212	147,632	0,368	1,788	1,19881	-0,72895	-1,41868	-2,14763
152,7	86,7	32	4,3	152,7	150,985	147,632	5,068	1,715	5,33537	-0,69919	-1,26647	-1,96566
150,5	86,7	31	4,3	150,5	150,817	147,632	2,868	-0,317	0,62775	0,12924	-0,50543	-0,37619
149,4	84,1	32	4,3	149,4	148,969	147,632	1,768	0,431	-0,76729	-0,17572	-0,04122	-0,21693
147,9	84,1	31	4	147,9	146,663	147,632	0,268	1,237	-1,90667	-0,50432	-0,60305	-1,10736
146	84,1	31	4	146	148,112	147,632	-1,632	-2,112	-2,91053	0,86105	0,31635	1,17739
147,6	84,1	31	4	147,6	146,989	147,632	-0,032	0,611	0,05742	-0,24910	0,54267	0,29357
148,3	84,1	31	4	148,3	147,316	147,632	0,668	0,984	0,73043	-0,40117	-0,57665	-0,97782
147,9	84,1	31	4	147,9	147,935	147,632	0,268	-0,035	-0,01287	0,01427	-0,34310	-0,32883
140,8	84,1	32	4	140,8	148,568	147,632	-6,832	-7,768	-7,10682	3,16695	2,82108	5,98804
148,9	84,1	35	4	148,9	146,678	147,632	1,268	2,222	4,33338	-0,90589	2,00509	1,09920
150,1	83,4	35	3,9	150,1	146,217	147,632	2,468	3,883	3,49669	-1,58307	-2,20719	-3,79026
148,4	82,6	36	3,8	148,4	148,499	147,632	0,768	-0,099	0,15325	0,04036	-1,36806	-1,32770
146,6	82,6	35	3,8	146,6	147,023	147,632	-1,032	-0,423	-1,71878	0,17245	0,18872	0,36118
144,7	82,6	34	3,8	144,7	146,45	147,632	-2,932	-1,75	-2,81095	0,71346	0,78562	1,49908
140,6	82,4	28	3,8	140,6	141,844	147,632	-7,032	-1,244	-5,58980	0,50717	1,08245	1,58962
140,3	82,4	28	3,8	140,3	144,037	147,632	-7,332	-3,737	-3,26260	1,52355	1,80082	3,32437
140,5	82,4	28	3,8	140,5	143,228	147,632	-7,132	-2,728	-1,52918	1,11218	2,33735	3,44953
143,7	82,4	28	3,8	143,7	143,257	147,632	-3,932	0,443	2,38954	-0,18061	0,82612	0,64551
143,9	84,2	26	4	143,9	144,464	147,632	-3,732	-0,564	1,46645	0,22994	0,04375	0,27368
147,5	84,2	28	4	147,5	147,97	147,632	-0,132	-0,47	4,37722	0,19162	0,37383	0,56545
148,2	84,2	30	4	148,2	148,369	147,632	0,568	-0,169	3,01993	0,06890	0,23102	0,29992
147,9	84,2	30	4	147,9	147,927	147,632	0,268	-0,027	1,30056	0,01101	0,07086	0,08187
149,2	84,2	30	4	149,2	147,932	147,632	1,568	1,268	1,98930	-0,51695	-0,44867	-0,96562

Temp. Forno	% Aquec.	Temp. Amb.	% Ajuste	Valor Real	Valor Previsto	Valor Alvo	Valor do Distúrbio	Erro de Previsão	EWMA do Distúrbio	P	I	P + I
150,1	84,2	31	4	150,1	149,112	147,632	2,468	0,988	1,95433	-0,40280	-0,81563	-1,21843
148,6	83,4	31	3,9	148,6	148,538	147,632	0,968	0,062	-0,46421	-0,02528	-0,37962	-0,40489
148,7	83,4	31	3,9	148,7	148,059	147,632	1,068	0,641	-0,14603	-0,26133	-0,25416	-0,51549
149,1	83,4	32	3,9	149,1	148,971	147,632	1,468	0,129	0,32260	-0,05259	-0,27838	-0,33098
144,6	83,4	30	3,9	144,6	147,097	147,632	-3,032	-2,497	-4,32902	1,01801	0,85612	1,87413
146,9	83,4	31	3,9	146,9	147,334	147,632	-0,732	-0,434	0,00562	0,17694	1,05967	1,23661
149,4	83,4	33	3,9	149,4	148,075	147,632	1,768	1,325	2,50298	-0,54019	-0,32213	-0,86232
150,3	83,4	34	3,9	150,3	148,836	147,632	2,668	1,464	2,22658	-0,59686	-1,00833	-1,60519
148,5	83,4	34	3,9	148,5	148,991	147,632	0,868	-0,491	-0,61991	0,20018	-0,35178	-0,15160
149,6	83,4	34	3,9	149,6	148,381	147,632	1,968	1,219	0,77145	-0,49698	-0,26320	-0,76018
149,2	85,8	29	4,2	149,2	146,639	147,632	1,568	2,561	0,00887	-1,04410	-1,36662	-2,41072
150,5	85,9	28	4,2	150,5	149,699	147,632	2,868	0,801	1,30470	-0,32656	-1,21549	-1,54205
149,8	85,9	28	4,2	149,8	149,444	147,632	2,168	0,356	-0,00851	-0,14514	-0,41830	-0,56344
150,4	85,9	28	4,2	150,4	149,331	147,632	2,768	1,069	0,59549	-0,43582	-0,51519	-0,95102
149,1	85,9	27	4,2	149,1	148,785	147,632	1,468	0,315	-0,98439	-0,12842	-0,50037	-0,62879
1511,2	86,6	27	4,3	151,2	149,493	147,632	3,568	1,707	1,57827	-0,69593	-0,73103	-1,42696
149,2	86,6	27	4,3	149,2	150,156	147,632	1,568	-0,956	-1,16352	0,38975	-0,27152	0,11824
151	86,6	28	4,3	151	149,936	147,632	3,368	1,064	1,18334	-0,43378	-0,03905	-0,47283
152,5	86,6	29	4,3	152,5	150,276	147,632	4,868	2,224	2,12717	-0,90671	-1,18874	-2,09545
151,6	86,6	29	4,3	151,6	150,557	147,632	3,968	1,043	0,22740	-0,42522	-1,18115	-1,60637
148,3	86,6	29	4,3	148,3	150,457	147,632	0,668	-2,157	-3,17948	0,87939	0,40275	1,28215
152,6	86,6	30	4,3	152,6	149,512	147,632	4,968	3,088	2,61488	-1,25895	-0,33659	-1,59555
151,5	86,6	30	4,3	151,5	150,018	147,632	3,868	1,482	0,28588	-0,60420	-1,65223	-2,25643
145,6	86,6	32	4,3	145,6	151,721	147,632	-2,032	-6,121	-5,74848	2,49548	1,67718	4,17266
151,9	86,6	32	4,3	151,9	147,479	147,632	4,268	4,421	3,25330	-1,80241	0,61462	-1,18779
151,4	86,6	33	4,3	151,4	149,748	147,632	3,768	1,652	1,22425	-0,67351	-2,19562	-2,86913
154,7	86,6	33	4,3	154,7	150,034	147,632	7,068	4,666	3,94885	-1,90229	-2,28420	-4,18649
155,7	86,6	33	4,3	155,7	151,377	147,632	8,068	4,323	3,09289	-1,76245	-3,24987	-5,01232
156,8	86,6	33	4,3	156,8	152,458	147,632	9,168	4,342	2,73923	-1,77020	-3,13273	-4,90293

Temp. Forno	% Aquec.	Temp. Amb.	% Ajuste	Valor Real	Valor Previsto	Valor Alvo	Valor do Distúrbio	Erro de Previsão	EWMA do Distúrbio	P	I	P + I
143	86,6	29	4,3	143	150,449	147,632	-4,632	-7,449	-12,34821	3,03690	1,12330	4,16020
151	86,6	29	4,3	151	147,543	147,632	3,368	3,457	1,45545	-1,40939	1,44326	0,03387
152,1	86,6	29	4,3	152,1	148,339	147,632	4,468	3,761	1,87139	-1,53333	-2,60958	-4,14292
150,8	86,6	27	4,3	150,8	149,04	147,632	3,168	1,76	-0,30816	-0,71754	-1,99605	-2,71359
146,8	86,6	26	4,3	146,8	149,468	147,632	-0,832	-2,668	-4,16333	1,08772	0,32828	1,41600
152,3	88,3	27	4,5	152,3	149,916	147,632	4,668	2,384	3,29344	-0,97194	0,10268	-0,86926
152,5	88,3	28	4,5	152,5	151,481	147,632	4,868	1,019	1,94552	-0,41544	-1,23032	-1,64575
153,2	88,3	27	4,5	153,2	150,205	147,632	5,568	2,995	1,73113	-1,22104	-1,45122	-2,67225
150	88,4	26	4,5	150	150,666	147,632	2,368	-0,666	-2,28250	0,27152	-0,84202	-0,57050
150	88,4	26	4,5	150	150,131	147,632	2,368	-0,131	-1,20973	0,05341	0,28815	0,34155
143,1	92,4	28	5,1	143,1	153,263	147,632	-4,532	-10,163	-7,54116	4,14338	3,72168	7,86505
155	92,4	30	5,1	155	150,142	147,632	7,368	4,858	7,90319	-1,98057	1,91796	-0,06261
154	92,4	30	5,1	154	150,086	147,632	6,368	3,914	3,18869	-1,59571	-3,17142	-4,76712
149	89	35	4,6	149	153,226	147,632	1,368	-4,226	-3,30999	1,72291	0,11280	1,83571
149	89	35	4,6	149	147,22	147,632	1,368	1,78	-1,75430	-0,72569	0,88432	0,15863
147,6	89	35	4,8	147,6	148,326	147,632	-0,032	-0,726	-2,32978	0,29598	-0,38106	-0,08508
154,8	90,4	35	4,4	154,8	148,581	147,632	7,168	6,219	5,96522	-2,53544	-1,98593	-4,52137
149,6	87,6	35	4,4	149,6	149,718	147,632	1,968	-0,118	-2,03843	0,04811	-2,20575	-2,15764
142,1	87,6	34	4,45	142,1	147,326	147,632	-5,532	-5,226	-8,58037	2,13060	1,93206	4,06266
145,2	87,4	30	4,45	145,2	142,669	147,632	-2,432	2,531	-1,44760	-1,03187	0,97435	-0,05752
141,9	87,6	30	4,45	141,9	145,583	147,632	-5,732	-3,683	-4,06723	1,50153	0,41649	1,91802
146,8	87,6	32	4,45	146,8	146,213	147,632	-0,832	0,587	2,74437	-0,23932	1,11932	0,88001
145,4	87,7	30	4,7	145,4	144,853	147,632	-2,232	0,547	0,05452	-0,22301	-0,40998	-0,63299
143,2	89,5	26	4,7	143,2	145,08	147,632	-4,432	-1,88	-2,17111	0,76646	0,48193	1,24839
145,8	89,5	27	4,7	145,8	147,359	147,632	-1,832	-1,559	1,44931	0,63559	1,24333	1,87892
146,1	89,5	27	4,9	146,1	146,235	147,632	-1,532	-0,135	1,06814	0,05504	0,61245	0,66748
150,6	90,9	27	4,9	150,6	147,741	147,632	2,968	2,859	5,06611	-1,16559	-0,98483	-2,15042
151,7	90,9	28	4,9	151,7	150,435	147,632	4,068	1,265	3,78504	-0,51573	-1,49098	-2,00672
154,3	90,9	28	4,9	154,3	150,211	147,632	6,668	4,089	4,60607	-1,66705	-1,93568	-3,60273

Temp. Forno	% Aquec.	Temp. Amb.	% Ajuste	Valor Real	Valor Previsto	Valor Alvo	Valor do Distúrbio	Erro de Previsão	EWMA do Distúrbio	P	I	P + I
150,1	90,9	29	4,9	150,1	152,232	147,632	2,468	-2,132	-1,75878	0,86920	-0,70753	0,16167
151	90,9	29	4,9	151	150,181	147,632	3,368	0,819	-0,03215	-0,33390	0,47470	0,14080
149,3	90,9	29	4,9	149,3	149,753	147,632	1,668	-0,453	-1,71704	0,18468	-0,13232	0,05236
144,2	90,9	28	4,9	144,2	148,516	147,632	-3,432	-4,316	-6,01003	1,75960	1,72418	3,48378
147,1	90,9	27	4,9	147,1	146,012	147,632	-0,532	1,088	-0,28532	-0,44357	1,16705	0,72348
149,1	90,9	27	4,9	149,1	147,007	147,632	1,468	2,093	1,84878	-0,85330	-1,15005	-2,00335
147,8	90,9	27	4,9	147,8	148,447	147,632	0,168	-0,647	-0,32015	0,26378	-0,52278	-0,25901
139,6	88,9	28	4,6	139,6	147,703	147,632	-8,032	-8,103	-8,36968	3,30353	3,16346	6,46699
140,1	88,9	28	4,6	140,1	143,144	147,632	-7,532	-3,044	-3,93593	1,24102	4,03007	5,27108
140,2	88,9	28	4,6	140,2	142,986	147,632	-7,432	-2,786	-1,98604	1,13583	2,10777	3,24360
137,8	88,9	29	3,6	137,8	143,798	147,632	-9,832	-5,998	-3,45260	2,44534	3,17575	5,62109
136,9	88,9	29	3,6	136,9	142,044	147,632	-10,732	-5,144	-2,72988	2,09717	4,02826	6,12543
143,8	89	27	4,6	143,8	139,902	147,632	-3,832	3,898	5,45316	-1,58918	0,45048	-1,13871
143,7	89	28	4,6	143,7	144,861	147,632	-3,932	-1,161	2,79018	0,47333	-0,98953	-0,51620
140	91,5	23	5	140	143,57	147,632	-7,632	-3,57	-2,22121	1,45546	1,71044	3,16590
146,2	90,2	27	4,8	146,2	147,444	147,632	-1,432	-1,244	5,02276	0,50717	1,74045	2,24762
145,8	90,2	27	4,8	145,8	144,993	147,632	-1,832	0,807	2,26206	-0,32901	0,15799	-0,17102
148,5	90,2	28	4,8	148,5	147,497	147,632	0,868	1,003	3,89889	-0,40892	-0,65438	-1,06330
146	90,2	27	4,8	146	147,201	147,632	-1,632	-1,201	-0,43359	0,48964	0,07158	0,56122
148,4	90,2	27	4,8	148,4	147,362	147,632	0,768	1,038	2,17020	-0,42318	0,05893	-0,36425
146,9	91	27	4,9	146,9	148,417	147,632	-0,732	-1,517	-0,34979	0,61847	0,17318	0,79165
146,9	91	27	4,9	146,9	148,231	147,632	-0,732	-1,331	-0,18539	0,54264	1,02966	1,57230
148,2	91	28	4,9	148,2	148,119	147,632	0,568	0,081	1,20174	-0,03302	0,45192	0,41890
136,9	91	25	4,9	136,9	145,947	147,632	-10,732	-9,047	-10,66308	3,68839	3,24155	6,92995
146,2	91	27	4,9	146,2	144,788	147,632	-1,432	1,412	3,64857	-0,57566	2,76035	2,18468
147,8	91	30	4,9	147,8	147,202	147,632	0,168	0,598	3,53374	-0,24380	-0,72669	-0,97049
147,2	91	30	4,9	147,2	147,54	147,632	-0,432	-0,34	1,27288	0,13862	-0,09328	0,04534
150,1	91	32	4,9	150,1	148,933	147,632	2,468	1,167	3,57463	-0,47578	-0,29899	-0,77477
144,8	91	33	4,9	144,8	149,302	147,632	-2,832	-4,502	-3,40545	1,83543	1,20573	3,04116

Temp. Forno	% Aquec.	Temp. Amb.	% Ajuste	Valor Real	Valor Previsto	Valor Alvo	Valor do Distúrbio	Erro de Previsão	EWMA do Distúrbio	P	I	P + I
142,5	91	32	4,9	142,5	146,158	147,632	-5,132	-3,658	-4,10489	1,49134	2,95015	4,44149
143,2	91	30	4,9	143,2	143,502	147,632	-4,432	-0,302	-1,47559	0,12312	1,43169	1,55482
142,8	91	30	4,9	142,8	144,809	147,632	-4,832	-2,009	-1,18206	0,81905	0,83552	1,65457
144,2	91	28	4,9	144,2	143,429	147,632	-3,432	0,771	0,77351	-0,31433	0,44758	0,13325
147,5	91	27	4,9	147,5	144,742	147,632	-0,132	2,758	3,70996	-1,12442	-1,27587	-2,40028
150,2	91,4	26	5	150,2	146,759	147,632	2,568	3,441	4,66628	-1,40287	-2,24118	-3,64405
146,5	91	27	4,9	146,5	149,731	147,632	-1,132	-3,231	-1,22687	1,31725	-0,07592	1,24133
144,2	91	25	4,9	144,2	146,33	147,632	-3,432	-2,13	-2,95024	0,86838	1,93821	2,80659
146,7	91	26	4,9	146,7	146,971	147,632	-0,932	-0,271	0,93637	0,11048	0,86805	0,97854

4.13 Comentários gerais do capítulo

Neste capítulo realizou-se a parte prática da pesquisa, efetuando o ajuste de realimentação proporcional integral. Com isto, exemplificou-se a metodologia proposta no capítulo 3.

Os dados, para a pesquisa, foram coletados em uma indústria de refrigerantes, onde se pôde observar uma grande variabilidade nos valores da amostra, sendo confirmados quando traçados os gráficos de controle. Assim, o processo estava bastante instável, principalmente por fatores não controláveis.

Através da análise de regressão encontraram-se os valores dos distúrbios e, pela estatística EWMA, a constante de ponderação, para completar a equação de realimentação e, assim, promover o controlador para prever a regulagem necessária no botão da máquina sopradora.

5 CONCLUSÃO

O trabalho proposto foi desenvolver um controlador proporcional integral, para controlar as variáveis que interferem no forno da máquina sopradora de garrafa PET, de dois litros. Para isso, foram utilizadas várias técnicas estatísticas e de controle estatístico de processos, a fim de monitorar, e ajustar, o processo. Existem vários estudos sobre ajuste de variáveis que estão fora do valor alvo estabelecido, e, nesta pesquisa foi complementado com os termos proporcional integral discreto.

Na indústria foi implantada a folha de verificação junto à sopradora, para que fossem conhecidos os valores reais das variáveis envolvidas no processo. Depois disso, selecionou-se uma amostra, através da qual foram construídos os gráficos de controle e a estatística descritiva, os quais revelaram a instabilidade do processo.

Através da estatística EWMA, foi encontrado o valor da constante de ponderação λ e, pelos testes feitos no equipamento encontrou-se o valor da constante de impacto g . Para estas constantes não foram utilizados valores estimados e sim, valores reais.

Todo o trabalho tem o propósito de economizar recursos para a indústria, a fim de evitar o desperdício com pré-formas, com retrabalho e reinspeção, pois se pode observar que um número considerável de matéria-prima é descartado e vendido como sucata, sendo que seu valor, comparado com o valor do produto original, é consideravelmente baixo.

Com a implantação do controlador será possível o operador ter, com antecedência, o valor do ajuste a ser realizado na sopradora, de maneira clara e de fácil entendimento. Para tanto, a indústria precisa proporcionar

um rápido treinamento aos operários. Também, continuar a fazer um acompanhamento das variáveis que fazem parte do processo.

Deve-se ressaltar que, durante o período analisado, houve alguns fatos que podem ter contribuído para a instabilidade do processo, como: problemas mecânicos na sopradora; abertura da chaminé; abertura do motor exaustor; temperatura ambiente; lâmpada do forno queimada; falta de anotações por parte do operador; descuido nos valores anotados; mudanças constantes de matéria-prima; falta de procedimentos uniformes para a operacionalização da máquina e treinamento aos operadores.

O controlador permite a realimentação do sistema, fazendo com que as variáveis fora de seus alvos especificados sejam ajustadas continuamente, proporcionando que o processo cada vez mais esteja sob controle. Esse controle foi implementado numa planilha eletrônica, para facilitar o uso da metodologia pela empresa.

Buscou-se, através do estudo proposto, evidenciar possibilidades de redução de custos com refugos e retrabalhos no processo produtivo da garrafa PET, já que sua produção é bastante expressiva, totalizando duzentos mil (200.000) pacotes por mês. Esse número, como visto, representa um milhão e seiscentas mil (1.600.000) unidades de frascos de refrigerantes soprados, e os recursos despendidos para esse fim são de grande monta.

Portanto, se as variáveis em análise estiverem fora de controle, ocasionarão um dispêndio ainda mais elevado de recursos financeiros, os quais deixarão de ser empregados em outros setores da empresa e em outras melhorias, seja de tecnologia ou de recursos humanos.

O emprego do CEP e do CEnP permitiu revelar o comportamento do processo, principalmente mostrando que pequenas variações são capazes de influenciar na qualidade do produto, sugerindo, então, a possibilidade de redução de custos através da aplicação de medidas corretivas.

Salienta-se aqui, que o CEP e CEnP desempenharam um excelente trabalho, pois não só a detecção do problema solucionaria a produção de itens fora de controle. Pode-se ver que o CEnP pode prever o comportamento da variável em estudo e possibilitou a ação no sentido de compensar uma futura falha que ocorreria. Além da união destas duas metodologias que é de grande valia em processos produtivos, a previsão da variável foi realizada por meio de regressão dinâmica, possibilitando a incorporação no modelo daquelas variáveis que eram importantes na explicação da mesma, revelando os períodos ou as defasagens que influenciam no processo.

Tem-se como sugestão, para trabalhos futuros, um sistema que atue usando redes neurais para identificar algum problema durante o funcionamento do processo industrial, e sugerir, logo em seguida, um procedimento para atuar sobre o problema. Redes neurais podem ser úteis, assim, para predição das variáveis na sopradora. O estudo pode ser estendido às variáveis, pressão do sopro e temperatura da água, as quais fazem parte do sopro para o formato final da garrafa PET. Pode-se também, desenvolver um programa computacional para a operacionalização da planilha eletrônica.

6 BIBLIOGRAFIA

ALCOA. **Manual de treinamento operacional para sopradoras.** Departamento de Engenharia de Processos Alphaville - Divisão de Embalagens do Brasil, São Paulo, 1999.

BOX, G.E.P. Bounded Adjustment Charts. **Quality Engineering**, 4(2), p.331-338, 1991a.

BOX, G.E.P. Feedback control by manual adjustment. **Quality Engineering**, 4(1), p.143-151, 1991b.

BOX, G.E.P. & JENKINS, G.M. **Times Series Analysis** - Forecasting and control. Oakland, CA: Holden-Day, 1976.

BOX, G.E.P.; JENKINS, G.M. & MacGREGOR. Some Recent Advances in Forecasting and Control. **Applied Statistics**. v.23. pp. 158-179, 1974.

BOX, G.E.P.; JENKINS, G.M. & REINSEL, G.C. **Times series analysis: forecasting and control**. 3 ed. Prentice Hall Inc. Englewood Cliffs, NJ, 1994.

BOX, G.E.P. & KRAMER, T. Statistical process monitoring and feedback adjustment - A discussion. **Technometrics**, August, v. 34, p. 251-285, 1992a.

_____.Statistical process control and automated process control – A discussion. **Technometrics**, August, v. 34, p. 251-267,1992b.

BOX, G.E.P. and LUCEÑO, A. Discrete proporcional-integral adjustment and statistical process control. **Journal of Quality Technology**, July, v. 29, n.3, p. 248-260, 1997a.

_____.**Statistical control by monitoring and feedback adjustment**. John Wiley & Sons, Inc. NY, 1997b.

DOORNIK, J. A.; HENDRY, D.F. **PcGive 8.0: An Interactive Econometric Modelling System**. New York: Champan & Hall, 1995.

CONOVER, W.J. **Practical Nonparametric statistics**. 3.ed. John Wiley and Sons, Inc. 1999.

CONTADOR, J.C. (Coordenador). **Gestão de Operações**. São Paulo: Edgard Blücher, 1997.

CROSBY, P.B. **Qualidade é investimento**. Rio de Janeiro: José Olimpo, 1979.

CROWDER, S.V. A simple method for studying run-length distributions of exponentially weighted moving average charts. **Technometrics**, November, v.29, n.4, pp.401-407, 1987.

ENDERS, W. **Applied econometric time series**. Wiley series in probability and mathematical statistics. John Wiley and Sons, Inc., New York. N.Y. 1995.

FEIGENBAUM, A.V. **Controle da Qualidade Total: Gestão e Sistemas**. São Paulo, Makron Books, 1994. v.1.

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.

GUJARATI, D.N. **Econometria Básica**. 3.ed. São Paulo: Makron Books, 2000.

HILL, C.; GRIFFITHS, W.; JUDGE, G. **Econometria**. São Paulo: Saraiva, 1999.

HOERL, R.W.; PALM, A.C. Integrating SPC and APC – Discussion. **Technometrics**, August, v. 34, p. 268-272, 1992.

INTRILIGATOR, M.D.; BODKIN, R.G.; HSIAO, C. **Econometrics models, techniques, and applications**. 2.ed. Prentice Hall, Inc. 1996.

KMENTA, Jan. **Elementos de econometria: teoria econométrica básica**. 2.ed. São Paulo: Atlas, 1988, v.1-2.

LUCAS, M.J. and SACCUCCI, M.S. Exponentially-Weighted Moving Average Control Schemes: Properties and Enhancements. **Technometrics**, February, v. 32, n.1, p. 1-12, 1990a.

_____. Exponentially-Weighted Moving Average Control Schemes: Properties and Enhancements. **Technometrics**, v. 20, p. 85-93, 1990b.

LUCENÑO, A. Choosing the EWMA parameter in engineering process control. **Journal of Quality Technology**, April, v.27, n. 2, p. 162-167, 1995.

MacGREGOR, J.F. Interface between process control and on-line statistical process control. **Computacional System Technology Division Communication**, v.10, p. 9-20, 1987.

MacGREGOR, J.F. Integrating SPC and APC. - A discussion. **Technometrics**, August, v. 34, n. 3, p. 273-275, 1992.

MacGREGOR, J.F.; HARRIS, T.J. Discussion of EWMA Control Schemes: Properties an Enhancement by Lucas and Saccucci. **Technometrics**, v. 32, p. 23-26, 1990.

MADDALA, G.S. **Introduction to econometrics**. 2.ed. Englewood Cliffs: Prentice Hall, 1992.

MITRA, Amitava. **Fundamentals of quality control and improvement**. 2nd ed. Prentice-Hall, 1998.

MONTGOMERY, D.C; KEATS, J.B.; RUNGER, G.C. and MESSINA, W.S. Integrating statistical process control and engineering process control. **Journal of Quality Technology**, April, v. 26, n.2, p. 79-87, 1994.

MONTGOMERY, D.C. **Introduction to statistical quality control**. 3 ed. New York: Jonh Wiley & Sons, Inc. 1997.

PALADINI, E.P. **Controle de Qualidade** - Uma abordagem abrangente. São Paulo: Atlas, 1990.

ROBINSON, P.B. and HU, T.Y. Average runs lengths of geometric moving average charts by numerical methods. **Technometrics**, February, v. 37, n.1, 1978.

ROBLES, A. Jr. **Custos da qualidade: uma estratégia para a competição global**. São Paulo: Atlas, 1994.

RYAN, T.P. **Statistical Methods for quality improvement**. John Wiley & Sons, Inc. New York, NY, 1989.

SACHS, E.; HU, A.; INGOLFSSON, A. Run by run process control: combining SPC and feedback control. **IEEE Transactions on semiconductor manufacturing**, February, v. 8, n.1, p. 26-43, 1995.

SHEWHART, W.A. **Economic control of quality of manufactured product**. New York: D. Van Nostrand, 1931.

SIQUEIRA, L.G.P. **Controle estatístico do processo**. São Paulo: Pioneira, 1997.

SOUZA, A. M. **Monitoração e ajuste de realimentação em processos produtivos multivariados**. Florianópolis: UFSC, 2000, 166p. Tese (Doutorado em Engenharia de Produção) - Universidade Federal de Santa Catarina, 2000.

UFSM. **Estrutura e apresentação de monografias, dissertações e teses**. 5. ed. Santa Maria, 2000.

WERKEMA, M.C. **Ferramentas da Qualidade: ferramentas estatísticas básicas para o gerenciamento de processos**. Belo Horizonte: QFCO, v.3, 1995.

7 ANEXOS

ANEXO A - Fatores para cartas de controle por variáveis

<i>n</i>	<i>A</i> ₂	<i>D</i> ₃	<i>D</i> ₄
2	1,880	0	3,267
3	1,023	0	2,575
4	0,729	0	2,282
5	0,577	0	2,115
6	0,483	0	2,004
7	0,419	0,076	1,924
8	0,373	0,136	1,864
9	0,337	0,184	1,816
10	0,308	0,223	1,777
11	0,285	0,256	1,744
12	0,266	0,283	1,717
13	0,249	0,307	1,693
14	0,235	0,328	1,672
15	0,223	0,347	1,653
16	0,212	0,363	1,637
17	0,203	0,378	1,622
18	0,194	0,391	1,608
19	0,187	0,403	1,597
20	0,180	0,415	1,585
21	0,173	0,425	1,575
22	0,167	0,434	1,566
23	0,162	0,443	1,557
24	0,157	0,451	1,548
25	0,153	0,459	1,541

Tabela adaptada de: WERKEMA, M.C. **Ferramentas da Qualidade:** ferramentas estatísticas básicas para o gerenciamento de processos. Belo Horizonte: QFCO, v.3, 1995.

ANEXO B – Valores dos resíduos, da temperatura prevista do forno e dos distúrbios

Amostra	Resíduos	Forno Ajustado	Distúrbio	Amostra	Resíduos	Forno Ajustado	Distúrbio
1	-	-	7,668	151	-1,13066	146,131	-2,632
2	-	-	4,768	152	0,283916	147,016	-0,332
3	-	-	3,968	153	4,435349	146,565	3,368
4	0,764661	151,135	4,268	154	0,219102	149,781	2,368
5	0,144522	151,055	3,568	155	2,058518	149,341	3,768
6	0,446023	150,754	3,568	156	-0,42842	150,428	2,368
7	3,099195	150,501	5,968	157	-0,70739	150,707	2,368
8	3,006063	151,494	6,868	158	0,788449	147,312	0,468
9	1,208767	151,691	5,268	159	0,204394	148,496	1,068
10	-0,03975	151,84	4,168	160	1,378856	146,521	0,268
11	3,565219	152,335	8,268	161	0,03064	147,069	-0,532
12	-3,93258	151,733	0,168	162	-1,08954	147,29	-1,432
13	-8,39765	148,998	-7,032	163	1,177451	144,323	-2,132
14	0,865819	144,334	-2,432	164	0,200501	149,599	2,168
15	1,002436	144,998	-1,632	165	2,133305	148,967	3,468
16	-1,18414	146,184	-2,632	166	0,141606	150,258	2,768
17	2,408769	143,591	-1,632	167	1,928174	148,872	3,168
18	0,522006	147,178	0,068	168	1,264618	149,635	3,268
19	-2,74531	149,145	-1,232	169	-1,01007	149,81	1,168
20	1,018539	147,081	0,468	170	-0,05836	148,858	1,168
21	0,062817	146,837	-0,732	171	-0,11193	148,212	0,468
22	-0,09998	146,7	-1,032	172	0,260596	148,639	1,268
23	0,0974	148,403	0,868	173	-0,86787	149,468	0,968
24	1,177982	147,722	1,268	174	1,019449	147,981	1,368
25	0,474507	146,925	-0,232	175	2,113331	147,487	1,968
26	-0,17137	148,471	0,668	176	-4,38126	147,881	-4,132
27	1,254469	147,846	1,468	177	3,580965	144,719	0,668
28	-0,81287	149,713	1,268	178	-11,4741	147,074	-12,032
29	-7,17277	149,673	-5,132	179	5,565863	143,634	1,568
30	-6,25969	146,06	-7,832	180	2,135738	146,364	0,868
31	0,252568	144,247	-3,132	181	1,788101	146,212	0,368
32	-2,72028	144,32	-6,032	182	1,714654	150,985	5,068
33	3,611908	139,588	-4,432	183	-0,31682	150,817	2,868
34	4,425446	139,775	-3,432	184	0,430526	148,969	1,768
35	-1,92526	144,925	-4,632	185	1,237325	146,663	0,268
36	-0,41635	144,016	-4,032	186	-2,11158	148,112	-1,632
37	0,424546	146,275	-0,932	187	0,610846	146,989	-0,032
38	-0,58856	146,389	-1,832	188	0,98357	147,316	0,668
39	-2,00128	146,601	-3,032	189	-0,03456	147,935	0,268
40	-2,10163	145,902	-3,832	190	-7,76785	148,568	-6,832

Continuação...

41	0,524318	143,976	-3,132	192	3,883277	146,217	2,468
42	2,881343	146,919	2,168	193	-0,09896	148,499	0,768
43	4,011222	148,589	4,968	194	-0,4233	147,023	-1,032
44	4,679266	150,121	7,168	195	-1,75011	146,45	-2,932
45	0,971916	151,628	4,968	196	-1,24406	141,844	-7,032
46	1,402504	151,097	4,868	197	-3,73727	144,037	-7,332
47	-6,06637	151,966	-1,732	198	-2,7279	143,228	-7,132
48	-1,07626	146,976	-1,732	199	0,443397	143,257	-3,932
49	1,264436	144,236	-2,132	200	-0,56423	144,464	-3,732
50	0,2074	146,693	-0,732	201	-0,47035	147,97	-0,132
51	-0,8999	146,5	-2,032	202	-0,16907	148,369	0,568
52	-1,17706	146,877	-1,932	203	-0,02653	147,927	0,268
53	-5,31221	147,312	-5,632	204	1,267677	147,932	1,568
54	-2,78039	146,38	-4,032	205	0,987642	149,112	2,468
55	-1,33427	144,334	-4,632	206	0,0616	148,538	0,968
56	4,251882	139,748	-3,632	207	0,640576	148,059	1,068
57	0,181579	145,818	-1,632	208	0,128675	148,971	1,468
58	-1,16113	146,161	-2,632	209	-2,49747	147,097	-3,032
59	-2,11531	146,115	-3,632	210	-0,43377	147,334	-0,732
60	0,826004	145,174	-1,632	211	1,324682	148,075	1,768
61	-0,52285	146,523	-1,632	212	1,464278	148,836	2,668
62	-0,11307	147,113	-0,632	213	-0,49128	148,991	0,868
63	0,378714	146,621	-0,632	214	1,218647	148,381	1,968
64	-1,44173	147,442	-1,632	215	2,56056	146,639	1,568
65	0,775809	147,924	1,068	216	0,801098	149,699	2,868
66	-2,66781	147,868	-2,432	217	0,356432	149,444	2,168
67	-2,49084	147,591	-2,532	218	1,06931	149,331	2,768
68	-3,09909	146,499	-4,232	219	0,315292	148,785	1,468
69	5,107721	143,492	0,968	220	1,706664	149,493	3,568
70	2,334685	146,165	0,868	221	-0,95608	150,156	1,568
71	-2,01141	147,811	-1,832	222	1,064434	149,936	3,368
72	4,775036	141,625	-1,232	223	2,223924	150,276	4,868
73	3,309715	149,19	4,868	224	1,043188	150,557	3,968
74	-0,99996	151,6	2,968	225	-2,15696	150,457	0,668
75	-0,21182	150,012	2,168	226	3,088243	149,512	4,968
76	-0,26329	148,063	0,168	227	1,481523	150,018	3,868
77	-0,7844	146,584	-1,832	228	-6,12061	151,721	-2,032
78	7,394931	146,605	6,368	229	4,421171	147,479	4,268
79	3,095972	150,904	6,368	230	1,652466	149,748	3,768
80	4,486111	152,514	9,368	231	4,665701	150,034	7,068
81	-1,5806	148,581	-0,632	232	4,322833	151,377	8,068
82	1,989017	149,011	3,368	233	4,341642	152,458	9,168
83	-3,8528	153,153	1,668	234	-7,44927	150,449	-4,632
84	-0,20352	148,904	1,068	236	3,760799	148,339	4,468
85	0,829222	148,371	1,568	237	1,760106	149,04	3,168

Continuação...

86	-1,50067	147,801	-1,332	238	-2,66752	149,468	-0,832
87	-0,45811	147,358	-0,732	239	2,383616	149,916	4,668
88	-3,64511	144,245	-7,032	240	1,018654	151,481	4,868
89	5,838538	147,261	5,468	241	2,995268	150,205	5,568
90	3,416655	148,583	4,368	242	-0,66579	150,666	2,368
91	-10,3322	148,532	-9,432	243	-0,13134	150,131	2,368
92	5,893691	146,606	4,868	244	-10,1627	153,263	-4,532
93	4,147418	147,853	4,368	245	4,858357	150,142	7,368
94	3,581757	150,418	6,368	246	3,913597	150,086	6,368
95	2,799647	151,2	6,368	247	-4,22614	153,226	1,368
96	-1,72532	149,725	0,368	248	1,780297	147,22	1,368
97	0,345232	145,655	-1,632	249	-0,72596	148,326	-0,032
98	0,270046	144,63	-2,732	250	6,218745	148,581	7,168
99	-3,55399	144,554	-6,632	251	-0,11791	149,718	1,968
100	-2,88437	143,984	-6,532	252	-5,22562	147,326	-5,532
101	-0,78908	143,089	-5,332	253	2,53143	142,669	-2,432
102	0,519318	143,581	-3,532	254	-3,6832	145,583	-5,732
103	-1,70085	144,601	-4,732	255	0,586912	146,213	-0,832
104	-5,32865	144,429	-8,532	256	0,546914	144,853	-2,232
105	-4,33542	142,535	-9,432	257	-1,87991	145,08	-4,432
106	4,094199	139,706	-3,832	258	-1,55871	147,359	-1,832
107	-1,3773	144,877	-4,132	259	-0,13544	146,235	-1,532
108	5,263715	145,436	3,068	260	2,859255	147,741	2,968
109	-1,47206	149,972	0,868	261	1,265118	150,435	4,068
110	-6,59016	149,19	-5,032	262	4,089258	150,211	6,668
111	3,411975	144,788	0,568	263	-2,13175	152,232	2,468
112	0,423149	147,477	0,268	264	0,819438	150,181	3,368
113	5,356979	147,043	4,768	265	-0,45295	149,753	1,668
114	3,125515	149,674	5,168	266	-4,31552	148,516	-3,432
115	-0,02818	150,728	3,068	267	1,088334	146,012	-0,532
116	0,3485	149,951	2,668	268	2,093007	147,007	1,468
117	1,233351	149,367	2,968	269	-0,64657	148,447	0,168
118	0,661381	150,639	3,668	270	-8,10318	147,703	-8,032
119	-0,53743	148,437	0,268	271	-3,044	143,144	-7,532
120	1,986862	147,213	1,568	272	-2,78569	142,986	-7,432
121	-1,61868	149,119	-0,132	273	-5,99817	143,798	-9,832
122	-1,2499	145,05	-3,832	274	-5,14434	142,044	-10,732
123	2,143192	145,657	0,168	275	3,897791	139,902	-3,832
124	0,891034	146,009	-0,732	276	-1,16097	144,861	-3,932
125	2,047964	146,452	0,868	277	-3,56972	143,57	-7,632
126	3,466443	148,834	4,668	278	-1,24355	147,444	-1,432
127	0,24369	152,256	4,868	280	1,002992	147,497	0,868
128	-0,32606	150,026	2,068	281	-1,20065	147,201	-1,632
129	1,660296	150,24	4,268	282	1,037529	147,362	0,768
130	-7,85266	147,853	-7,632	283	-1,51685	148,417	-0,732

Continuação...

131	6,864025	145,936	5,168	284	-1,33091	148,231	-0,732
132	3,455688	149,144	4,968	285	0,081086	148,119	0,568
133	0,597023	151,503	4,468	286	-9,04725	145,947	-10,732
134	0,151201	149,849	2,368	287	1,412187	144,788	-1,432
135	0,539897	149,56	2,468	288	0,597872	147,202	0,168
136	1,806483	149,194	3,368	289	-0,34027	147,54	-0,432
137	-0,24823	150,948	3,068	290	1,166769	148,933	2,468
138	2,915982	150,884	6,168	291	-4,50172	149,302	-2,832
139	0,481279	147,519	0,368	292	-3,6578	146,158	-5,132
140	1,510709	146,989	0,868	293	-0,3018	143,502	-4,432
141	0,677407	147,923	0,968	294	-2,00944	144,809	-4,832
142	0,536078	148,064	0,968	295	0,770728	143,429	-3,432
143	-0,79334	148,693	0,268	296	2,757501	144,742	-0,132
144	-0,41977	146,32	-1,732	297	3,441375	146,759	2,568
145	-3,37674	144,077	-6,932	298	-3,2312	149,731	-1,132
146	-15,895	144,195	-19,332	299	-2,13044	146,33	-3,432
147	3,382151	140,418	-3,832	300	-0,27121	146,971	-0,932
148	-0,98736	143,487	-5,132				
149	0,758123	144,042	-2,832				
150	-0,88877	146,189	-2,332				

ANEXO C – Escolha do parâmetro λ com $S_0=-0,000$

n	Alpha	Erro Médio	Erro Médio Abs	Soma dos Quadrados	Quadrado Médio	Erro Percentual Médio	Erro Percentual Médio Abs
38	0,47	-0,01013	2,570047	3828,450	12,76150	41,37422	9,747369
39	0,48	-0,00992	2,566878	3828,772	12,76257	40,29825	9,809878
37	0,46	-0,01035	2,573322	3828,824	12,76275	42,45503	9,649208
40	0,49	-0,00972	2,563572	3829,778	12,76593	39,22726	9,867559
36	0,45	-0,01058	2,576728	3829,912	12,76637	43,54063	9,306184
41	0,50	-0,00953	2,560082	3831,452	12,77151	38,16138	9,917820
35	0,44	-0,01083	2,580401	3831,728	12,77243	44,63094	8,502409
42	0,51	-0,00935	2,556519	3833,783	12,77928	37,10077	9,965994
34	0,43	-0,01108	2,585543	3834,290	12,78097	45,72599	7,715559
43	0,52	-0,00918	2,553561	3836,756	12,78919	36,04562	9,987971

ANEXO D – Folha de verificação na máquina sopradora**CONTROLE DO PERCENTUAL DE AQUECIMENTO DA SOPRADORA**

Data: / /

Hora	Temp. Forno	Temp. Pré-Forma	Percentual Aquec.	Pressão Sopro	Temp. Água	Temp. Ambiente	% de Ajuste	Motivo do Ajuste	Operador
21:28									
22:28									
23:28									
00:28									
01:28									
02:28									
03:28									
04:28									
05:28									
06:28									
07:28									
08:28									
09:28									
10:28									
11:28									
12:28									
13:28									
14:28									
15:28									
16:28									
17:28									
18:28									
19:28									
Quantidade de Pré-Forma Rejeitada: Kg					Quantidade de Garrafa Rejeitada: Un				

