

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

**AVALIAÇÃO DE UM PROCESSO DE  
ELETROGALVANIZAÇÃO POR MEIO DE  
MODELAGEM ESTATÍSTICA E CARTAS DE  
CONTROLE**

**DISSERTAÇÃO DE MESTRADO**

**Flávio Roberto Andara**

**Santa Maria, RS, Brasil**

**2015**

**AVALIAÇÃO DE UM PROCESSO DE  
ELETROGALVANIZAÇÃO POR MEIO DE MODELAGEM  
ESTATÍSTICA E CARTAS DE CONTROLE**

**Flávio Roberto Andara**

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

**Orientador: Prof. Dr. Adriano Mendonça Souza**

**Santa Maria, RS, Brasil**

**2015**

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

Andara, Flávio Roberto  
Avaliação de um processo de eletro galvanização por meio de modelagem estatística e cartas de controle. / Flávio Roberto Andara.-2015.  
91 f.; 30cm

Orientador: Adriano Mendonça Souza  
Dissertação (mestrado) - Universidade Federal de Santa Maria, Centro de Tecnologia, Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção, RS, 2015

1. Eletro galvanização 2. Autocorrelação 3. Arima 4. Armax 5. MRLM I. Souza, Adriano Mendonça II. Título.

---

© 2015

Todos os direitos autorais reservados a Flávio Roberto Andara. A reprodução de partes ou do todo deste trabalho só poderá ser feita mediante a citação da fonte.

E-mail: [flavio.andara@ibiruba.ifrs.edu.br](mailto:flavio.andara@ibiruba.ifrs.edu.br)

---

**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**

**AVALIAÇÃO DE UM PROCESSO DE ELETROGALVANIZAÇÃO POR  
MEIO DE MODELAGEM ESTATÍSTICA E CARTAS DE CONTROLE**

elaborada por  
**Flávio Roberto Andara**

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

**COMISSÃO EXAMINADORA:**

---

**Adriano Mendonça Souza, Dr. (UFSM)**  
(Presidente/Orientador)

---

**Luis Felipe Dias Lopes, Dr. (UFSM)**

---

**Roselaine Ruviaro Zanini, Dr<sup>a</sup>. (UFSM)**

Santa Maria, 07 de julho de 2015.

## **AGRADECIMENTOS**

Ao Prof. Dr. Adriano Mendonça Souza pela orientação, pelo conhecimento transmitido e pela sua capacidade em motivar.

À Prof<sup>a</sup>. Dr<sup>a</sup>. Roselaine Ruviaro Zanini, pelos conhecimentos transmitidos de forma clara e detalhados, apontando sempre para uma boa estruturação dos artigos científicos.

Ao Prof. Dr. Luis Felipe Dias Lopes pela importante leitura e revisão feita no material.

Aos professores do curso de Pós-graduação em Engenharia de Produção.

## RESUMO

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

### **AValiação de um processo de eletro galvanização por meio de modelagem estatística e cartas de controle**

AUTOR: FLÁVIO ROBERTO ANDARA  
ORIENTADOR: PROF. DR. ADRIANO MENDONÇA SOUZA  
Santa Maria, 07 de julho, 2015.

As ferramentas da qualidade, mais especificamente as cartas de controle, são importantes recursos estatísticos para se conhecer e monitorar processos produtivos, sendo que seu objetivo é encontrar as causas comuns e assinaláveis de um processo para, com seu monitoramento, aumentar sua estabilidade e, a partir daí, considerar se o processo está sob controle. A dinâmica das atividades industriais hoje existentes fez surgir novas necessidades para um bom monitoramento, e, nesse sentido, novas ferramentas de controle foram desenvolvidas, capazes de entender as novas relações causais entre as variáveis. A pesquisa apresenta o uso de três metodologias de modelagem para tratar dados autocorrelacionados possibilitando o monitoramento de um processo produtivo de eletro galvanização. Inicialmente foi realizada uma análise descritiva para a verificação de pressupostos de normalidade e independência e após foram ajustados os modelos ARIMA de Box e Jenkins, modelos ARMAX e modelos de regressão linear múltipla, MRLM, para posterior construção das cartas de controle dos resíduos. Além do conhecimento acadêmico proporcionado, apresenta mais de uma aplicação das cartas de controle ao ambiente industrial, e também colabora com a empresa onde a pesquisa foi desenvolvida mostrando qual das metodologias é mais efetiva no controle da produção. O melhor resultado de monitoramento obtido com o trabalho estatístico nessas três metodologias quando confrontado com o método de controle convencional, ou seja, sem tratar a autocorrelação foi utilizando a modelo ARIMA e posterior aplicação dos gráficos de controle de resíduos oriundos desta modelagem. A decisão da metodologia de modelagem mais eficaz para a eletro galvanização foi definida pelo número de pontos encontrados fora dos limites convencionais estabelecidos. A que melhor captou as flutuações do processo foi a obtida com os resíduos do ARIMA.

**Palavras-chave:** Eletro galvanização. Autocorrelação. Arima. Armax. MRLM.

## **ABSTRACT**

Master Degree Dissertation  
Post Graduation Program in Production Engineering  
Federal University of Santa Maria

### **ASSESSMENT OF AN ELECTROLYTIC GALVANIZING PROCESS THROUGH STATISTIC MODELING AND CONTROL CHARTS**

AUTHOR: FLÁVIO ROBERTO ANDARA  
ADVISOR: PROF. DR. ADRIANO MENDONÇA SOUZA  
Santa Maria, July 07<sup>th</sup>, 2015.

Quality tools, more specifically control charts, are important statistical resources to know and to monitor production processes. Their goal is to find the common and notable causes of a process to, through monitoring, increase the stability and, from it, assess if the process is under control. The dynamics of today's industrial activities has raised new requirements for good monitoring, and in that sense, new control tools have been developed and these are able to understand the new causal relationships among variables. The research shows the use of three modeling methodologies to treat autocorrelated data enabling to monitor a productive electroplating process. Initially, it was carried out a descriptive analysis for the verification of normality and independence and, afterwards, ARIMA from Box and Jenkins models, ARMAX models of multiple linear regression, MRLM, for the subsequent construction of waste control charts. In addition to the provided academic knowledge, it presents more than one application of control charts to the industrial environment, and also collaborates with the company where the research was developed showing which of the methods is more effective in controlling the production. The best result obtained by monitoring these three statistical methodologies work when confronted with the conventional control method, i.e., without treating the autocorrelation, it was used ARIMA model and a subsequent application of waste control charts derived from this modeling. The decision of the most effective methodology for modeling electroplating was defined by the number of points found out of the conventional limits established. The one that better captured the fluctuations of the process was obtained with the residues of ARIMA.

**Keywords:** Electrolytic galvanizing. Auto-correlation. Arima. Armax. MRLM.

## LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Potenciais de eletrodo usados por eletroquímicos e engenheiros de produção. ....	19
Tabela 2 – Estatística descritiva das variáveis.....	56
Tabela 3 – Modelos concorrentes para as variáveis enxágue e neutralização de acordo com os critérios estabelecidos .....	64
Tabela 4 – Modelos concorrentes obtidos pela metodologia ARMAX.....	69
Tabela 5 – Modelos concorrentes obtidos pela metodologia MRLM.....	72
Tabela 6 – Critérios para seleção entre modelos – ARIMA, ARMAX e MRLM .....	75
Tabela 7 – Modelos concorrentes da segunda fase de modelagem .....	76



## LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Tanque de eletro galvanização .....	20
Figura 2 – Gancheiras de sustentação de peças .....	20
Figura 3 – Fluxograma do processo de eletro galvanização .....	22
Figura 4 – Comportamento da FAC e FACP de um modelo AR (1).....	34
Figura 5 – Comportamento da FAC e FACP de um modelo MA (1).....	34
Figura 6 – Banho de enxágue .....	47
Figura 7 – Banho de neutralização.....	47
Figura 8 – Medição de condutividade e temperatura .....	48
Figura 9 – Medição de Ph e temperatura .....	48
Figura 10 – Fluxograma das etapas metodológicas da pesquisa.....	49
Figura 11 – Fluxograma apresentando as etapas sequenciais para a modelagem ARIMA/ARMAX .....	52
Figura 12 – Fluxograma apresentando as etapas sequenciais para a modelagem de regressão .....	54
Figura 13 – Gráfico Box-plot para as variáveis enxágue e neutralização.....	57
Figura 14 – Gráfico Box-plot para as variáveis Temperatura de enxágue e Temperatura de neutralização.....	58
Figura 15 – Gráfico da série original da variável enxágue em nível. ....	59
Figura 16 – Gráfico da série original da variável neutralização em nível.....	59
Figura 17 – Gráfico da variável enxágue diferenciada de ordem 1 .....	61
Figura 18 – Gráfico da variável neutralização diferenciada de ordem 1.....	61
Figura 19 – ACF e PACF da variável diferenciada enxágue .....	62
Figura 20 – ACF e PACF da variável diferenciada neutralização.....	63
Figura 21 – Série real, dos valores ajustados e dos resíduos da variável enxágue ..	65
Figura 22 – Série real, dos valores ajustados e dos resíduos da variável neutralização .....	65
Figura 23 – Carta de controle dos resíduos, das medidas individuais e da amplitude móvel, da variável enxágue, modelagem ARIMA (0,1,1) com dois desvios padrão.....	66
Figura 24 – Carta de controle dos resíduos, das medidas individuais e da amplitude móvel, da variável neutralização, modelagem ARIMA (1,1,1), com dois desvios padrão .....	67
Figura 25 – Correlograma dos resíduos do modelo ARMAX.....	70
Figura 26 – Gráfico dos resíduos do modelo ARMAX.....	70

Figura 27 – Carta de controle dos resíduos, das medidas individuais e da amplitude móvel da variável neutralização – modelagem ARMAX (1,1,1) D(E) com dois desvios padrão .....	71
Figura 28 – Gráfico da normalidade dos resíduos.....	73
Figura 29 – Gráfico da homocedasticidade dos resíduos.....	74
Figura 30 – Carta de controle dos resíduos, das medidas individuais e da amplitude móvel, da variável neutralização - modelagem de regressão $N = f(C, E, N(-1))$ , com dois desvios padrão .....	75
Figura 31 – Carta de controle dos resíduos das medidas individuais e da amplitude móvel da variável neutralização - modelagem ARIMA (1,1,1) com dois desvios padrão – Segunda fase .....	77
Figura 32 – Carta de controle convencional da variável enxágue usando as medidas individuais e a amplitude móvel, com dois desvios padrão.....	78
Figura 33 – Carta de controle convencional da variável neutralização usando as medidas individuais e a amplitude móvel, com dois desvios padrão.....	78

## LISTA DE ABREVIATURAS, SIGLAS e SÍMBOLOS

ADF	– Teste de Raiz Unitária Dickey-Fuller Aumentado ( <i>Augmented Dickey-Fuller test statistic</i> ).
AIC	– Critério de Informação Akaike ( <i>Akaike Information Criterion</i> ).
AR	– Modelo Autorregressivo.
ARMA	– Modelo Autorregressivo e de Médias Móveis.
ARIMA	– Modelo Autorregressivo Integrado e de Médias Móveis ( <i>Auto Regressive Integrated Moving Average</i> ).
ARMAX	– Modelo Autorregressivo com Média Móvel e entrada exógena
BIC	– Critério de Schwarz ( <i>Bayesian Information Criterion</i> ).
d	– Número de Diferenças.
DF	– Teste de Raiz Unitária Dickey-Fuller.
D <sub>3</sub>	– Fator para o cálculo do limite de controle.
D <sub>4</sub>	– Fator para o cálculo do limite de controle.
E <sub>2</sub>	– Fator para o cálculo do limite de controle.
FAC	– Função de Autocorrelação.
FACP	– Função de Autocorrelação Parcial.
GC	– Gráficos de Controle.
IC	– Intervalo de Confiança.
i.i.d.	– Independentes e Identicamente Distribuídos.
KPSS	– Teste de Raiz Unitária proposto por Kwiatkowski – Phillips - Schmidt-Schin.
LIC	– Limite Inferior de Controle.
LSC	– Limite Superior de Controle.
MAPE	– Erro Percentual Absoluto Médio.
MRLM	– Método de Regressão Linear Múltipla
RB	– Ruído Branco
μm	– Micrometro.
$\bar{X}$	– Média dos valores individuais.

## LISTA DE ANEXOS

Anexo A – Planilha das variáveis analisadas.....	88
Anexo B – Valores críticos de $d_l$ e $d_u$ da estatística de DW de Durbin – Watson (valores críticos unilaterais).....	90
Anexo C – Fatores para Construção de Gráficos de Controle para Variáveis .....	91

# SUMÁRIO

<b>1</b>	<b>INTRODUÇÃO</b>	<b>13</b>
1.1	Tema da pesquisa	14
1.2	Justificativa e importância da pesquisa	14
1.3	Objetivos	15
1.3.1	Objetivo geral	15
1.3.2	Objetivos específicos	15
1.4	Delimitação da pesquisa	16
1.5	Estrutura do trabalho	16
<b>2</b>	<b>REVISÃO DE LITERATURA</b>	<b>17</b>
2.1	Processo de Eletro galvanização	17
2.2	Cartas de controle	23
2.3	Análise de séries temporais	30
2.3.1	Modelo autorregressivo com média móvel e entrada exógena – ARMAX	37
2.4	Análise de regressão	38
<b>3</b>	<b>METODOLOGIA</b>	<b>46</b>
3.1	Descrição do processo industrial	46
3.2	Etapas metodológicas	49
3.3	Estimação do modelo ARIMA	50
3.4	Estimação do modelo ARMAX	51
3.5	Estimação do MRLM	52
<b>4</b>	<b>ANÁLISE DOS RESULTADOS</b>	<b>56</b>
4.1	Análise dos resultados obtidos pela metodologia ARIMA	56
4.2	Análise dos resultados obtidos pela metodologia ARMAX	68
4.3	Análise dos resultados obtidos pelo MRLM	72
4.4	Análise da comparação entre as cartas de controle do ARIMA com as cartas de controle das variáveis originais	77
<b>5</b>	<b>CONCLUSÃO</b>	<b>80</b>
	<b>REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS</b>	<b>82</b>
	<b>ANEXOS</b>	<b>87</b>

# 1 INTRODUÇÃO

A velocidade com que as novas tecnologias entram no mercado, e que por consequência geram uma competitividade e concorrência cada vez maiores entre empresas de mesmo ramo produtivo, é um fator único que será cada vez mais impactante na sobrevivência e sucesso desses empreendimentos.

A dinâmica dos processos produtivos atualmente utilizados traz consigo um considerável nível de tecnologia para atender a requisitos de itens sem defeitos, a maior flexibilidade na confecção e entrega do produto, um menor e também mais flexível prazo de entrega e, enfim, maior qualidade do produto acabado.

As empresas da área metal mecânica, como também de várias outras áreas, precisam, conforme Baxter (2000), introduzir continuamente novos produtos, para impedir que as empresas mais agressivas acabem ganhando parte de seu mercado.

Nesse contexto de produção em massa, que traz inerentemente a exigência do menor custo por peça produzida, entram em uso os sistemas de inspeção e monitoramento dos processos. De acordo com essa realidade, Costa, Epprecht e Carpinetti (2012), afirmam que o controle permanente dos processos é condição básica para a manutenção da qualidade de bens e serviços.

As cartas de controle, como forma de monitoramento dos processos industriais, foram introduzidas por Walter A. Shewhart, em 1924, e tinham como objetivo o controle da produção de produtos e serviços de maneira a se ter uma visão ampla do que foi produzido, possibilitando a avaliação quantitativa do bem produzido. Essas cartas de controle são amplamente utilizadas para o monitoramento em todos os ambientes produtivos e são fundamentados nas suposições de normalidade da característica da qualidade e na independência entre as unidades amostrais.

Nesta pesquisa foi estudada a atividade de eletro galvanização que se caracteriza por não apresentar observações independentes, dessa maneira não podendo ser monitorada por cartas de controle convencionais.

A partir da constatação de autocorrelação entre as observações é proposto o um trabalho com três metodologias estatísticas que filtram a característica de

tendência nas observações e fornecem um modelo estatístico útil para o objetivo do estudo que é o monitoramento do processo por cartas de controle.

### **1.1 Tema da pesquisa**

A pesquisa trata da utilização de modelagens estatísticas sobre uma série de dados históricos, com características de autocorrelação, os quais foram coletados de um processo produtivo de eletro galvanização.

Também aborda a utilização de cartas de controle aplicadas aos resíduos da modelagem proposta, pois se busca encontrar o melhor modelo ou classe de modelos propostos para representar o processo produtivo de galvanização eletrolítica.

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

O desenvolvimento dessa pesquisa justifica-se pelo enfoque da modelagem estatística que será utilizada, pois se pretende mostrar que os modelos Autorregressivo Integrado de Média Móvel, ARIMA, os Modelos Autorregressivo com Média Móvel e Entrada Exógena, ARMAX e de Regressão Linear Múltipla são úteis para a avaliação do processo produtivo. Além destas técnicas utilizadas vale lembrar que estes modelos são capazes de gerar resíduos aptos a refletir o processo produtivo e desta forma serem utilizados para avaliar o processo por meio de cartas de controle.

Espera-se dessa forma, apresentar uma ferramenta de controle mais efetiva para o caso em que as observações encontram-se autocorrelacionadas e violam os pressupostos para a aplicação das cartas de controle propostas por Shewhart em 1924.

Reforçando ainda a importância da pesquisa, tem-se como contribuição para a empresa, dentro do ambiente produtivo de eletro galvanização, que o uso de uma carta de controle, gerada a partir de uma modelagem estatística selecionada, gerará

um maior controle na atividade desenvolvida que terá como consequência o uso mais efetivo dos reagentes líquidos do processo, pois mostrará o momento ideal para a correção nos banhos químicos.

### **1.3 Objetivos**

Nesta seção serão apresentados os objetivos gerais e específicos da pesquisa.

#### **1.3.1 Objetivo geral**

Determinar a melhor metodologia de modelagem estatística como pré-processamento para a aplicação de cartas de controle em processo autocorrelacionados, com o intuito de monitorar as características de qualidade.

#### **1.3.2 Objetivos específicos**

Analisar estatisticamente a condição do processo de eletro galvanização, detalhando as etapas sequenciais de enxágue e neutralização, mostrando sua situação de estabilidade do processo.

Mostrar a aplicabilidade da classe dos modelos ARIMA, ARMAX e MLRM como forma de tratar a autocorrelação e determinação dos resíduos da modelagem para fins de estruturação das cartas de controle em processos autocorrelacionados;

Determinar a influência de uma variável exógena sobre o sistema produtivo, por meio da modelagem ARMAX.

Aplicar cartas de controle aos resíduos do modelo escolhido e compará-la com o método convencional, mostrando o impacto das variáveis explicativas no processo.



## **1.4 Delimitação da pesquisa**

A presente pesquisa limita-se à construção de cartas de controle sobre o processo de eletro galvanização, mais propriamente às etapas sequenciais de enxágue e neutralização, não conseguindo dessa forma fazer uma avaliação sobre todo o processo.

## **1.5 Estrutura do trabalho**

Para atingir os objetivos propostos, a pesquisa foi estruturada em cinco capítulos, descritos a seguir:

No primeiro capítulo apresenta-se a introdução do estudo, o qual contempla o tema, a justificativa e a sua importância, os objetivos gerais e específicos, a delimitação e a estrutura da pesquisa.

O segundo capítulo apresenta o referencial teórico descrevendo o processo de eletro galvanização, as técnicas de controle da qualidade e as modelagens estatísticas utilizadas.

O terceiro capítulo aborda a metodologia, a descrição do processo industrial de eletro galvanização, o ajuste dos modelos nas três metodologias propostas.

O quarto capítulo aborda a análise dos resultados obtidos.

O quinto capítulo apresenta a conclusão do estudo.

Na sequência, são apresentadas as referências bibliográficas.

## **2 REVISÃO DE LITERATURA**

Este capítulo encontra-se estruturado em seções que darão maior embasamento ao desenvolvimento do trabalho. No item 2.1, aborda-se a fundamentação teórica sobre o processo de eletro galvanização, sua utilização e importância no meio industrial, bem como o controle dos seus rejeitos mais especificamente as águas de processo que são descartadas. O item 2.2 aborda as cartas de controle, apresentando desde seu conceito, estruturação, suposições básicas para sua utilização, custos e vantagens. O item 2.3 concentra-se na análise de séries temporais, definindo sua utilização, seus pressupostos básicos, a avaliação dos modelos encontrados e os critérios para seleção. Já o item 2.4 apresenta a metodologia da análise de regressão. Desta forma, pretende-se mostrar como essas técnicas serão desenvolvidas neste trabalho.

### **2.1 Processo de Eletro galvanização**

Uma importante modificação ocorrida quanto à aplicação do aço como elemento estrutural básico, utilizado em grandes quantidades na produção de estruturas para as mais diversas aplicações, foi a deposição, sobre a superfície desse material, de revestimentos metálicos à base de zinco, fazendo com que esse alcançasse, dessa maneira, uma boa e durável resistência à corrosão.

No Brasil, conforme Zempulski e Zempulski (2007), a produção anual de produtos galvanizados triplicou nos últimos 15 anos e as pesquisas sobre o assunto indicam que este mercado tende a quadruplicar nos próximos cinco anos, para atender aos vários segmentos consumidores. Todo o planejamento visando suprir essa demanda, também objetiva diminuir o material metálico gasto em reposições devido ao processo corrosivo.

A corrosão, fenômeno químico que se tenta impedir que ocorra na superfície do material, e que quando cessada, gera um aumento da vida útil dos componentes metálicos é definido, conforme Vaz, Codaro e Acciari (2013), como um processo que

acontece quando toda a superfície de um material metálico é oxidada por um meio agressivo. Ou ainda, conforme Brown e Bursten (2005), é um fenômeno em que ocorre simultaneamente reações de redução e oxidação espontâneas, nas quais um metal é atacado por alguma substância em seu ambiente e é convertido em um composto não-desejado.

O processo de eletrogalvanização é um dos métodos mais utilizados na prevenção da corrosão em materiais metálicos ferrosos que são utilizados tanto em meios industriais como domésticos e, ainda, principalmente, quando se tratar de sua utilização em regiões litorâneas, onde o processo de corrosão é acelerado pelo fator da maresia.

A galvanização, em termos gerais, é um método em que ocorre o recobrimento de uma superfície metálica com o elemento zinco para evitar a corrosão. Este processo pode ser realizado de duas formas: a galvanização a fogo e a eletrogalvanização.

Nessa pesquisa será pormenorizada a eletrogalvanização, pois, desse processo foram coletadas amostras que serviram como base de dados para a formação de uma série temporal que será estudada.

Na eletrogalvanização, também conhecida como zincagem eletrolítica, ocorre a deposição de um fino filme de zinco sobre a base de aço (liga de ferro + carbono). Este mecanismo de proteção de revestimento à base de zinco ocorre através de duas formas: proteção por barreira física e uma proteção galvânica. Na proteção por barreira, a camada de zinco interposta entre o substrato de aço e o meio externo evita a exposição do aço ao meio corrosivo.

A segunda forma para impedir o processo de corrosão segue o princípio da proteção galvânica que, conforme Fontana (1956), parte do fato de que quando dois materiais metálicos diferentes, tanto em termos de composição química como potencial de eletrodo estão em contato, o metal com menor resistência à corrosão torna-se o ânodo e o outro metal se torna o cátodo. A característica de menor resistência à corrosão é diretamente proporcional ao potencial de eletrodo em relação ao elemento de referência, ou seja, quanto maior a diferença de potencial, maior será o potencial anódico.

Nos dados apresentados na Tabela 1, analisando o aço galvanizado, o elemento zinco, que recobre o aço, por apresentar um potencial de eletrodo de -0,76 volts, comparado ao potencial do elemento ferro -0,44 volts, atua como ânodo. Aqui

se está analisando a diferença, em módulo, de determinado elemento químico com o elemento hidrogênio, material de referência. Mesmo que os dois materiais sejam anódicos, o elemento que apresentar a maior diferença será o ânodo da reação e o outro será o cátodo da reação.

Tabela 1 – Potenciais de eletrodo usados por eletroquímicos e engenheiros de produção.

Elemento químico	Potencial de eletrodo - Volts	Reação química
Au	+1,50	↑ Catódica
Pt	+1,20	
Ag	+0,80	
Cu	+0,34	
<b>H<sub>2</sub></b>	<b>0,00</b>	<b>Referência</b>
Pb	-0,13	↓ Anódica
Sn	-0,14	
<b>Fe</b>	<b>-0,44</b>	
Cr	-0,74	
<b>Zn</b>	<b>-0,76</b>	
Al	-1,66	
Mg	-2,36	

Fonte: Princípios de Ciência e Tecnologia (VLACK, 1984).

A Tabela 1 apresenta os potenciais de oxidação de diferentes materiais metálicos e é fonte de consulta básica para a correta seleção de materiais, principalmente quando se tratar de aplicações em meios propícios à corrosão.

Esta proteção é muito efetiva, pois mesmo que uma parte do substrato seja exposta ao ambiente externo, ou seja, em contato com oxigênio e a água, em função de cortes, arranhões ou deslocamentos na camada de zinco, conforme Brown e Bursten (2005), o zinco que é mais facilmente oxidado, serve como ânodo e é corroído em vez do ferro, ou seja, continua ocorrendo a proteção do substrato.

Cabe comentar, apenas como fator comparativo, que o processo de estanhagem, que tem por objetivo proteger a camada de aço com um filme de estanho, quando passa por situações onde ocorre o descobrimento da superfície do aço, em consequência de um corte ou um deslocamento da superfície, não consegue continuar protegendo a superfície do material base e sobre esse é iniciado o processo de corrosão. A resposta para este fato está no mesmo fator de diferença de potencial, que, nessa situação, a maior diferença de potencial é do aço.

Ainda, como resultado da deposição do zinco, se obtém na superfície do material tratado uma boa base para posteriores processos de acabamento, tais como a pintura. A Figura 1 ajudará ao entendimento dessa etapa do processo onde se vê que no tanque onde há um eletrólito, elemento que permitirá a passagem de corrente elétrica, também está presente no interior desse mesmo tanque barras de zinco, submersas no líquido, e ligadas à corrente elétrica positiva; quando estas barras se diluem, formam uma solução iônica e serão conduzidas até o material que está fixado por meio de gancheiras (Figura 2) em contato com o cátodo, de corrente elétrica negativa. Devido à alta corrente aplicada, este zinco é depositado em toda a superfície do material de maneira homogênea, o que é importante do ponto de vista de resistência mecânica, e, neste local, permanecerá mesmo sob condições severas de trabalho.



Figura 1 – Tanque de eletro galvanização

Fonte: Fornecida pela empresa

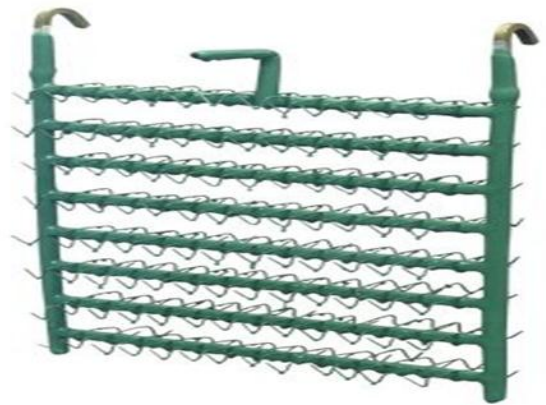


Figura 2 – Gancheiras de sustentação de peças

Fonte: Fornecida pela empresa.

Esse processo de prevenção contra o fenômeno da corrosão é aplicado industrialmente em peças e componentes das mais variadas formas e tamanhos, obtendo-se em média uma camada de aproximadamente 15  $\mu\text{m}$  (micrometro) de espessura.

Um macro fluxograma do processo de produção de produtos galvanizados se inicia com uma etapa de pré-tratamento, seguida pelo revestimento propriamente e se encerra com a passivação da superfície.

Como pré-tratamento, ocorre um banho de desengraxe, tendo-se como solução ativa o hidróxido de sódio, mais conhecido no meio industrial como soda

cáustica, de fórmula química NaOH. Após essa operação, tem-se a decapagem da superfície, operação mais pesada do ponto de vista químico, que é realizada com ácido clorídrico, também conhecido com ácido muriático, de fórmula química HCl. Ambos os reagentes têm por finalidade remover óxidos, tintas e incrustações na superfície metálica, que impediriam a completa e homogênea deposição do zinco.

A etapa de revestimento refere-se à deposição eletrolítica da camada de zinco, camada responsável por aumentar a resistência à corrosão; nesta etapa às peças serão energizadas negativamente e estarão imersas em uma solução à base de zinco, que estarão energizadas positivamente, dessa forma as peças receberão uma camada homogênea do elemento protetivo em toda sua superfície.

Encerrando-se o processo, tem-se a operação de passivação, também conhecida no meio industrial químico como cromatização, feito por imersão em solução com íons oxidantes de cromo hexavalente, que visam à formação de uma camada de conversão sobre o zinco. Esta camada confere boa resistência à corrosão e também proporciona boa aderência à pintura.

Apesar de todo o processo de eletro galvanização ser permitido pela legislação atual, a etapa de passivação, citada anteriormente, é tratada com muito cuidado por órgãos de controle ambiental, pois no Brasil ela ainda é realizada tendo como elemento base o cromo hexavalente, elemento químico que na Europa é proibido devido a seu potencial cancerígeno (TOMACHUCK, SANTOS e QUEIROZ, 2012). Apesar da busca constante por alternativas totalmente isentas de sais de cromo, a utilização de eletrólitos de cromo trivalente ainda se destaca como a melhor opção ao cromo hexavalente e vem sendo continuamente estudada e aperfeiçoada (TOMACHUCK; SANTOS e QUEIROZ, 2012).

Já no final do processo ocorre o momento de secagem dos materiais galvanizados que requerem um cuidado todo especial, pois, peças pequenas precisam ser secadas em tanques rotativos, preferencialmente com injeção de ar quente, para impedir que fiquem coladas entre si, e por consequência formem manchas em sua superfície. Tal problema já não ocorre com peças grandes e planas que para tal operação requerem apenas um posicionamento na vertical.

Para o perfeito entendimento do processo em questão, segue em um fluxograma, lembrando ser oportuno analisar que todos os momentos definidos de enxágue, que estão posicionadas após pontos chaves no processo, e que são em número de três, podem variar em quantidade, em função das temperaturas e das

concentrações dos banhos. Atualmente ocorrem rápidos avanços nos materiais usados nesses banhos, o que confere ao processo essa capacidade de alterar seu fluxograma, de forma a diminuir suas etapas. Claro que essa nova configuração leva em análise o tamanho e a forma das peças a serem tratadas, bem como o consumo de energia, prevalecendo sempre a opção por banhos que trabalhem à temperatura ambiente.

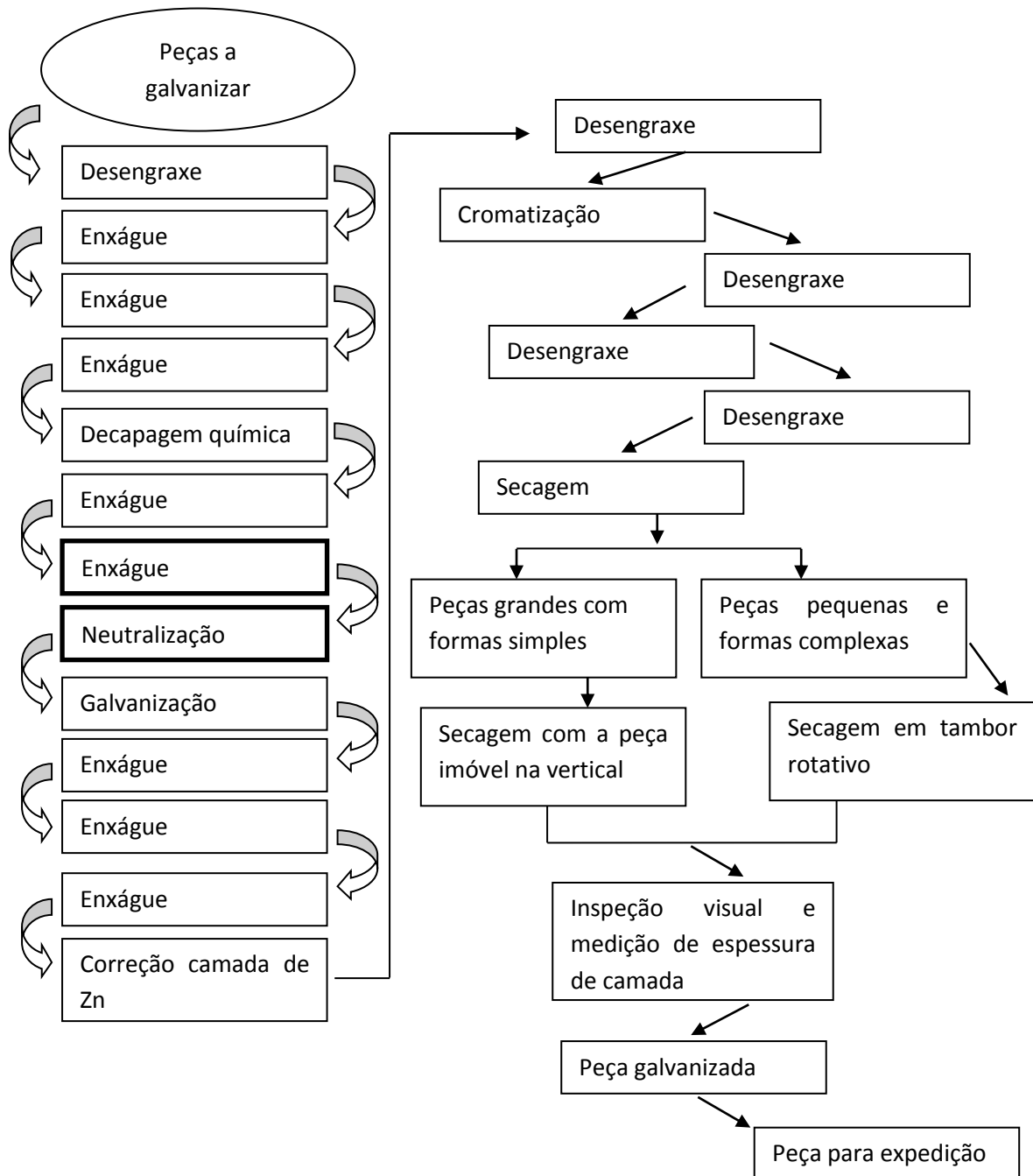


Figura 3 – Fluxograma do processo de eletro galvanização

As operações químicas de enxágue e neutralização, destacadas no fluxograma, são os dois momentos que encerram a etapa de pré-tratamento de limpeza das peças a galvanizar, portanto são processos que ocorrem antes da deposição do zinco sobre o material. Essas duas etapas são consideradas importantes pelos profissionais da área de eletro galvanização, pois o material a galvanizar, para receber uma camada homogênea de zinco, deve apresentar uma superfície isenta de graxa, óleo, restos de tintas e corrosão, o que garantirá a perfeita deposição do material de revestimento, que é a característica que se deseja obter. Ainda, é de suma importância para a vida útil das águas de processo, utilizadas no tanque de galvanização, que o material metálico ao chegar nessa etapa esteja isento de reagentes químicos das operações anteriores, problema muito comum em operações de galvanização e denominado como arraste.

Com o objetivo de determinar o aumento da resistência a corrosão dos produtos obtidos pelo processo de eletro galvanização é realizado um ensaio de exposição do material galvanizado à névoa salina. Este ensaio, definido de acordo com a ABNT/NBR 8094 de 1983, como material metálico revestido e não revestido, expõe o corpo de prova em uma câmara pressurizada, a uma temperatura de ensaio constante de  $(35 \pm 2)^\circ\text{C}$ , a uma concentração de cloreto de sódio de solução  $(5 \pm 1)\%$ , com pH entre 6,5 a 7,2 em um tempo determinado, conforme ajustado entre cliente e fornecedor. Objetiva-se, ao final do ensaio, determinar, por comparação, o tempo de vida útil acrescentado ao material agora com a camada de zinco protetora.

Todo esse trabalho de proteção anticorrosiva se justifica, pois, dentre os diversos materiais que podem sofrer corrosão, o aço carbono é o material ferroso mais usado na indústria de maneira geral e, cerca de 20 % desse material produzido destina-se à reposição de partes de equipamentos, peças ou instalações corroídas (SANTOS et al., 2014).

## **2.2 Cartas de controle**

O Controle Estatístico de Processo, de acordo com Siqueira (1997), é o ramo do controle de qualidade que consiste na coleta, análise e interpretação de dados



para utilização nas atividades de melhoria e controle da qualidade de produtos e serviços.

Para entender a entrada e o uso cada vez maior do controle de processos nas empresas, é necessário retroceder no tempo, e entender como era a confecção de um produto antes da Revolução Industrial, fato que foi desencadeado na Europa no século XVIII. A Revolução Industrial, de acordo com Rosa (2009), foi um marco na história da qualidade, pois foi um período de profundas mudanças econômicas e sociais e teve como um fato significativo o início da automação e o surgimento da produção em massa.

Naquela época, a experiência, o domínio do processo e garantia da qualidade estavam nas mãos dos artesãos, profissionais que trabalhavam por encomenda e confeccionavam um produto de maneira quase que única para o cliente, ou seja, não tinham a intenção de repetir esse produto, nem conseguiam, devido a seu alto grau de empirismo, além de não disporem de maquinário que facilitasse a produção repetida de um produto.

Para atender ao aumento da demanda de produtos e serviços no fim do século XIX, que foi gerada por uma produção em massa e que tornou possível a colocação no mercado de produtos com preços mais baixos, atendendo a classes sociais inferiores, o sistema industrial, movido pelos seus pensadores, alterou a metodologia dos processos produtivos, fazendo uma fragmentação nas várias etapas de produção de um produto. Esta dinâmica teve como o objetivo atender a todo o aumento da produção com uma maior agilidade. Montgomery (2009), afirma que Frederick Winslow Taylor (1856 – 1915), foi o pioneiro na divisão do trabalho em tarefas, de modo que o produto pudesse ser manufaturado e montado mais fácil e rapidamente, com um custo menor.

Se por um lado houve uma maior dinâmica dos processos, que indiretamente geraram uma aproximação às normas de padronização da produção, o que vai ao encontro das normas de qualidade, pois permite uma intercambiabilidade dos produtos, por outro lado, geraram uma diminuição no grau de conhecimento que cada operador passou a ter sobre o processo de produção de um produto.

A origem e evolução do monitoramento dos processos produtivos deram-se no ano de 1924, quando o Dr. Walter A. Shewhart (1891-1967) elaborou as primeiras cartas de controle com as quais era possível o acompanhamento da

industrialização de um produto, verificando por meio gráfico a variabilidade existente, e, se essa ocorria dentro dos limites estabelecidos para a situação. As cartas de controle convencionais contêm, de acordo com Montgomery (2009), uma linha central (LC), representando o valor médio da característica da qualidade que corresponde ao estado sob controle, e outras duas linhas horizontais, chamadas de limite superior de controle (LSC) e limite inferior de controle (LIC), representando os limites. Dito de outra forma, esses limites são as faixas extremas onde os valores individuais podem variar.

As cartas de controle estruturadas e utilizadas na década de 1920 refletiam exatamente o que era o processo e a tecnologia existentes, pois, de acordo com Costa, Epprecht e Carpinetti (2012), Shewhart, ao criar as cartas de controle, estava destinando-as à indústria de partes discretas, com nenhum ou quase nenhum grau de automação. A introdução dessa ferramenta de controle foi necessária para se conhecer melhor o processo existente, verificar sua variabilidade e controlar, de maneira mais eficiente sua característica da qualidade.

Essa ferramenta estatística tem como objetivo inicial estabelecer os limites de controle e determinar se o processo está estável, operação definida como fase I. Caso o processo apresente pontos fora dos limites de controle esses são retirados do conjunto de dados e são calculados novos limites para assim ter-se possibilidade de monitorar o processo como um todo. Esta segunda etapa é definida como fase II do processo.

Essa ferramenta também pode ser entendida como um gráfico temporal que objetiva registrar o comportamento e desempenho de um processo ao longo do tempo, isso traz consigo a possibilidade de encontrar o momento em que o processo saiu do equilíbrio.

A situação de estabilidade é caracterizada por uma medida que oscila aleatoriamente em torno de uma média e dentro de limites definidos como toleráveis. Quando o processo está sob controle ele pode ser representado pela relação 01, onde  $X_t$  é o valor da observação da característica monitorada em um tempo  $t$ , que pode ser descrito como a média do processo, acrescentado de um erro com média zero e desvio padrão  $\sigma$

$$X_t = \mu + \varepsilon_t \quad (01)$$

Um processo está sob controle quando todos os pontos registrados cronologicamente encontram-se dentro dos limites definidos, alternando-se aleatoriamente acima e abaixo do valor médio. Já um processo que apresenta pontos acima do LSC ou abaixo do LIC, é considerado fora de controle.

As causas que dizem respeito às variações comuns, de acordo com Rosa (2009), podem ocorrer devido ao maquinário em uso, com o sistema de medição adotado, com o método de trabalho usado, com a matéria-prima selecionada, com as variações do meio ambiente e com a qualificação da mão de obra selecionada e podem ser denominadas de acordo com Nomelini, Ferreira e Oliveira (2009) de causas aleatórias.

Além da variação normal do processo, também chamadas de aleatórias, podem coexistir as causas especiais ou assinaláveis que podem ser diferenciadas da seguinte forma. As causas especiais, também conforme Nomelini, Ferreira e Oliveira (2009), são oriundas de eventos passageiros que geram variações não aleatórias, padrões anormais de dados que afetam o processo de maneira previsível.

Estas causas devem ser alvo de investigação e devem ser retiradas dos processos produtivos sob pena de prejudicarem todo o seu desempenho.

As cartas de controle que serão utilizados no monitoramento da característica da qualidade referentes às variáveis originais são as cartas da amplitude móvel e as cartas das medidas individuais. Para a carta da amplitude móvel os limites de controle são dados, de acordo com Rotondaro (2002), pelas expressões:

$$LSC = D_4 \overline{MR} \quad (02)$$

$$LC = \overline{MR} \quad (03)$$

$$LIC = D_3 \overline{MR} \quad (04)$$

Sendo o  $\overline{MR}$  a amplitude média das observações.

Já para a carta das medidas individuais, onde os limites de controle situados a dois desvios padrão da média são estimados pelas expressões:

$$LSC = \bar{x} + 3 \frac{\overline{MR}}{d_2} \quad (05)$$

$$LC = \bar{x} \quad (06)$$

$$LIC = \bar{x} - 3 \frac{\overline{MR}}{d_2} \quad (07)$$

As constantes  $d_2, D_3$  e  $D_4$  encontram-se tabuladas no Anexo C, para  $n=2$ , pois se utiliza uma amplitude móvel de duas observações.

Dado que o objetivo é monitorar os resíduos ( $\varepsilon$ ), as cartas de controle que serão geradas com os resíduos da modelagem ARIMA, ARMAX e do método de regressão linear múltiplo terão as seguintes modificações apresentadas nas expressões:

$$LSC = \bar{\varepsilon} + 3 \frac{\overline{MR_\varepsilon}}{d_2} \quad (08)$$

$$LC = \bar{\varepsilon} \quad (09)$$

$$LIC = \bar{\varepsilon} - 3 \frac{\overline{MR_\varepsilon}}{d_2} \quad (10)$$

Sendo que a amplitude móvel é expressa por  $MR_i = |\varepsilon_i - \varepsilon_{i-1}|$  e a média dos resíduos é  $\bar{\varepsilon} = 0$ .

Os resíduos de um modelo de série temporal correspondem à diferença entre o valor da variável e o valor ajustado pelo modelo, podendo ser obtido pela equação 11 que segue, segundo Pedrini e Ten Caten (2008):

$$\varepsilon_t = Z_t - \hat{Z}_t \quad (11)$$

Onde  $\varepsilon_t$  é o resíduo,  $Z_t$  é o valor real e  $\hat{Z}_t$  é o valor estimado pela reta.

Na construção das cartas de controle com os resíduos do melhor modelo encontrado, deve-se verificar se há pontos fora dos limites, pois caso existam, de acordo com Pedrini e Ten Caten (2008), deve-se estimar o modelo novamente, desconsiderando-se as amostras fora de controle. Esta consideração será tomada nas três metodologias propostas na pesquisa e discutidas no próximo item.

Seguindo a mesma linha de raciocínio da pesquisa de Mandel (1969), os limites de controle para as cartas de controle que serão obtidas estarão afastados de dois desvios padrão da linha central.

Com o aprimoramento das técnicas de uso das cartas de controle, foram criados alguns métodos para procurar padrões de não aleatoriedade, os quais indicam a falta de controle e, segundo Werkema e Aguiar (1996), são: Pontos fora dos limites de controle; padrões cíclicos ou de periodicidade; sequência ou deslocamento de nível de processo; tendência; mistura ou aproximação dos limites de controle e estratificação ou aproximação da linha média.

Detalhando os itens acima enunciados, a situação de pontos fora dos limites de controle é a situação mais evidente de falta de controle em um processo, o que exige a interrupção imediata e investigação, para posterior correção. Este somente pode ser causado por um equipamento descalibrado, um erro de operador ou até um defeito em uma máquina.

Quanto aos padrões cíclicos estes são evidências que se apresentam de uma forma tal que os pontos sobre o gráfico se posicionam da mesma maneira a intervalos regulares, ou seja, se repetem regularmente, podendo ser causados por variações ambientais e até mesmo pelo cansaço do operador, visto que estes fatos ocorrem quase sempre no mesmo intervalo.

A sequência, por outro lado, é perfeitamente entendida quando se observa que vários pontos consecutivos encontram-se acima ou abaixo da linha média, estas devem ser alvo de inspeção quando for de sete ou mais pontos consecutivos; quando se fala de tendência, é o momento em que se observa um movimento contínuo dos pontos em direção crescente ou decrescente.

O penúltimo item fala da mistura de dados e esse é observado quando no gráfico os pontos situam-se levemente acima ou abaixo dos limites de controle, o que pode ser indício da mistura de dados oriundos de máquinas iguais com calibração diferente.

Por último, quando se fala de estratificação dos dados, esta é observada quando os pontos posicionam-se próximo da linha média, mostrando uma variabilidade menor do que a permitida pelos limites de controle, o que pode ser consequência de um erro de cálculo dos limites de controle ou a mistura de dados vindos de máquinas diferentes.

Para que as cartas de controle possam ser usadas e apresentem resultados confiáveis, é necessário que sejam verificadas as seguintes suposições: as observações devem ser independentes e seguir uma distribuição normal, de outra forma, estatisticamente denominadas de independentes e identicamente distribuídas (*i.i.d*) (MINGOTTI e YASSUKAWA, 2008).

Todo o trabalho realizado com as cartas de controle para monitoramento de um processo deve ser reavaliado quando os dados amostrais encontrarem-se autocorrelacionados, pois dessa forma a eficiência dessas cartas de controle é diretamente afetada, podendo fornecer conclusões inapropriadas, uma vez que a taxa de alarmes falsos e o poder das cartas são afetadas (MINGOTTI e YASSUKAWA, 2008). Tal conclusão é compartilhada por Casarin et al. (2012) que diz que a presença de autocorrelação impede o uso das cartas de controle de Shewhart, pois, ela pode afetar a sinalização dos pontos fora de controle, gerando falsos alarmes durante a análise. Apresentando de outra forma, poderia se confundir causas comuns do processo (aquelas que atuam de forma aleatória), com causas especiais (aquelas que não seguem um padrão aleatório e que interferem no processo provocando alterações bruscas), obtendo-se conclusões errôneas quanto à estabilidade do processo.

Para essa situação de dados correlacionados, onde as suposições para a aplicação das cartas convencionais não são satisfeitas, Souza et al. (2015), sugere ajustar um modelo ARIMA e aplicar as cartas de controle aos resíduos dessa modelagem avaliando dessa forma a estabilidade do processo.

Mesma alternativa, para processos em que as suposições que norteiam as cartas de controle convencionais não são cumpridas em processos autocorrelacionados, e quando nesses existe dependência da característica da qualidade com as variáveis de controle é dada por Pedrini e Ten Caten (2008), onde dão a possibilidade do uso de séries temporais, onde ocorre uma modelagem da característica de interesse.

Embora conhecendo-se os custos envolvidos para a implantação e manutenção desse sistema de monitoramento, que de acordo com Cai, Xie e Tang (2001), são 6 tipos de custos a serem considerados: custo de amostragem; custo do processo quando este roda fora de controle; custo do processo quando está rodando em controle; custo de falsos alarmes; custo para procurar as causas assinaláveis

quando o processo está fora de controle e custo de ajuste, ainda assim existem muitas vantagens na implementação das cartas de controle, que como citadas por Pereira e Requeijo (2008) são: Prevenção de ocorrência de produto não conforme; distinção entre causas de variação comuns e especiais; facilidade de utilização das cartas pelo operador no seu posto de trabalho, consistência e previsão da qualidade e custos, menor custo por unidade produzida e utilização de uma linguagem comum.

### **2.3 Análise de séries temporais**

O uso dos conhecimentos e técnicas da engenharia visando administrar e planejar processos necessita de informações corretas e seguras que mostrem a real situação em curso da área fabril, seu histórico, mostrando como o processo se comportou e reagiu no passado e o fator de impacto das variáveis que o interferem e que se desenvolvem simultaneamente. Para isso, métodos de previsão formais, segundo Armstrong (1983), ajudam a melhorar o planejamento de duas formas.

Primeiro, eles podem aumentar a precisão das informações, comparado aos métodos de previsão informais, reduzindo as incertezas e, segundo, eles podem fornecer melhores estimativas dos riscos.

Planejamento e previsão são ferramentas administrativas que se complementam no sentido de que um planejamento estratégico deve ter riscos avaliados por meio de previsões. Essas previsões, realizadas com um banco de dados representativo, cujas ações são pertinentes a atividade produtiva principal, fornecerão resultados que podem vir a alterar a estratégia inicial, mostrando a necessidade de alternativas.

Uma série temporal é qualquer conjunto de observações ordenadas no tempo. Todas as séries temporais podem ser decompostas como na equação que segue  $Y_t = T_t + S_t + C_t + \varepsilon_t$ , onde se tem que  $T_t$  refere-se a tendência da série,  $S_t$  refere-se ao fator sazonal que pode estar presente na série,  $C_t$  corresponde ao ciclo e  $\varepsilon_t$  corresponde a um fator aleatório, ou ruído, que é o que não se consegue explicar pelas outras variáveis existentes na série.

A análise de séries temporais conforme Oliveira et al. (2012), podem ser usadas em estudos envolvendo decisões econômicas, estudos sobre estoques de mercado, previsões de preços, fornecimentos e demanda de produtos.

Os modelos da classe auto-regressiva integrada de média móvel (ARIMA) são utilizados para a avaliação de séries temporais envolvidas em qualquer processo que seja ou esteja autocorrelacionado. Estes modelos podem ser representados de acordo com Lee e Tong (2010), como uma combinação linear das observações passadas somada aos erros passados. Ainda, são modelos capazes de captar o comportamento de autocorrelação entre os dados da série e com base nesse comportamento realizar previsões futuras.

Como a condição de estacionariedade é primordial para a utilização dessa modelagem, a série temporal deve possuir média e variância constantes e sua covariância deve ser invariável no tempo. Suponha-se que  $Y_t$  seja uma série temporal estacionária que apresenta as propriedades mostradas nas equações 12, 13 e 14.

$$\text{Média: } E(Y_t) = \mu \quad (12)$$

$$\text{Variância: } \text{Var}(Y_t) = E(Y_t - \mu)^2 = \sigma^2 \quad (13)$$

$$\text{Covariância: } \gamma_k = E[(Z_t - \mu)(Z_{t+k} - \mu)] \quad (14)$$

Outra forma para se entender o que é a estacionariedade é conhecer as situações em que a série é considerada não estacionária, para isto, duas situações em que a série pode se considerada não estacionária são, conforme Latorre e Cardoso (2001), quando durante um período os pontos oscilam ao redor de uma média e, depois, mudam de patamar (neste caso basta tomar uma diferença da série); e quando a série é não estacionária em relação à tendência (geralmente neste caso é necessário tomar a segunda diferença).

Como na maioria das vezes a série não se encontra nesse equilíbrio parte-se para o processo de diferenciação tornando a série estacionária.

Para confirmação da condição de estacionariedade da série, são utilizados os testes de Augmented Dickey - Fuller (1979) – ADF e o teste de Kwiatkowski – Phillips – Schmidt- Shin (1992) – KPSS.



Estes dois testes apresentam-se estruturados da seguinte maneira: O Teste ADF possui como hipótese nula a não estacionariedade –  $H_0: I(1)$ , a série é não estacionária e, como hipótese alternativa a estacionariedade  $H_1: I(0)$ , a série é estacionária.

O Teste KPSS possui a formulação das hipóteses inversas, isto é, a hipótese de nulidade sustenta a estacionariedade e a hipótese alternativa a não estacionariedade. Dito de outra forma, enquanto no teste ADF a hipótese nula  $H_0$  postula que a série é  $I(1)$  no teste KPSS ocorre que  $H_0$  postula que a série é  $I(0)$ .

Outra informação importante é o reconhecimento se a série em estudo realmente apresenta autocorrelação, isto é, correlação entre as observações  $X_i$  e  $X_{i-K}$  onde o índice  $K$  indica a defasagem entre as observações. Para isso pode-se utilizar, conforme Costa, Epprecht e Carpinetti (2012), a equação 15 do coeficiente de correlação amostral.

$$r_K = \frac{\sum_{i=K+1}^n (X_i - \bar{X})(X_{i-K} - \bar{X})}{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2} \quad (15)$$

Onde  $r_K$  é o coeficiente de correlação,  $K$  é a defasagem entre as observações,  $\bar{X}$  é a média dos valores individuais e  $\varepsilon_t$  são os resíduos.

Uma provável explicação para o efeito da autocorrelação é o intervalo de produção dos itens e conseqüentemente o tempo para a coleta de dados para monitoramento, pois em processos automáticos ou em processos químicos os tempos de realização das etapas e itens são muito próximos.

Também intrínseco ao assunto, é o reconhecimento da correlação entre duas variáveis aleatórias  $X$  e  $Y$ , que por meio do coeficiente de correlação  $\rho_{XY}$  pode ser encontrado; para isso Costa, Epprecht e Carpinetti (2012) sugerem a equação 16.

$$\rho_{XY} = E[(X - \mu_X)(Y - \mu_Y)] / \sigma_X \sigma_Y \quad (16)$$

Onde  $\mu_X$  e  $\mu_Y$  são as médias das variáveis  $X$  e  $Y$ , e  $\sigma_X$  e  $\sigma_Y$  são os desvios padrão das variáveis  $X$  e  $Y$ .

De acordo com Gujarati (2000), se uma série temporal é estacionária, pode-se modelá-la de diversas maneiras, usando um modelo auto-regressivo AR, ou um modelo de médias móveis MA e/ou um modelo auto-regressivo de médias móveis ARIMA.

Observa-se que os modelos ARIMA podem ser representados pelos seguintes filtros:

- Modelo autorregressivo de ordem p – AR(p): usado quando há autocorrelação entre as observações, podendo ser descrito por seus valores passados regredidos e mais um ruído aleatório  $\varepsilon_t$  onde, conforme Werner e Ribeiro (2003), é mostrado na equação 17.

$$\tilde{z}_t = \phi_1 \tilde{z}_{t-1} + \phi_2 \tilde{z}_{t-2} + \dots + \phi_p \tilde{z}_{t-p} + \varepsilon_t \quad (17)$$

Onde p indica a ordem do modelo,  $\phi$  é o parâmetro que descreve como  $\tilde{z}_t$  se relaciona com  $\tilde{z}_{t-1}$  e  $\varepsilon_t$  é o ruído aleatório.

Como condição de estacionariedade, analisando os parâmetros do modelo tem-se que  $|\phi| < 1$ .

Para a identificação do modelo utilizam-se as funções de autocorrelação (FAC) e as funções de autocorrelação parcial (FACP), em que, por meio dos seus correlogramas, visualiza-se o tipo e a ordem do modelo respectivamente. Sendo assim, o primeiro valor é a correlação entre a observação atual e a observação anterior, ou seja,  $Z_t$  e  $Z_{t-1}$ , e o segundo valor é a correlação entre a observação atual e a observação em 2 espaços de tempo,  $Z_t$ , e  $Z_{t-2}$ , e assim sucessivamente. Conforme Gujarati (2000), a FAC é definida pela equação 18.

$$\rho_k = \frac{\gamma_k}{\gamma_0} \quad K = 1, \dots \quad (18)$$

Onde  $\rho_k$  é o coeficiente de correlação que pode variar de -1 a +1,  $\gamma_k$  é a covariância na defasagem (lag) K e  $\gamma_0$  é a variância.

Na Figura 4 vê-se o correlograma de um modelo AR, representado por um modelo auto-regressivo de ordem 1, em que a FAC terá seus valores autocorrelacionados e irão decair exponencialmente, alternando ou não de sinal enquanto que a FACP apresenta um único coeficiente de autocorrelação parcial significativo.

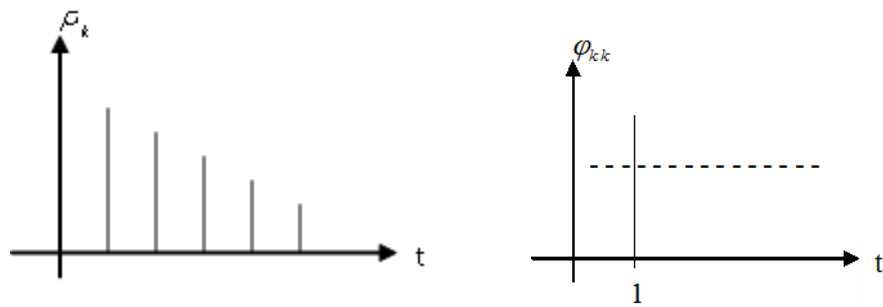


Figura 4 – Comportamento da FAC e FACP de um modelo AR (1).

Fonte: Moretin e Tolo (2006).

- Modelo de média móvel de ordem q – MA(q): resulta da combinação dos ruídos brancos  $\varepsilon_t$  do período atual com aqueles ocorridos em períodos anteriores. Na equação 19 que segue observa-se o parâmetro  $\theta_1$  que representa o peso dos ruídos brancos representados por  $\varepsilon_t$

$$\tilde{Z}_t = \varepsilon_t + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \theta_2 \varepsilon_{t-2} + \dots + \theta_q \varepsilon_{t-q} \quad (19)$$

O processo de identificação do modelo repete-se e são usadas as funções de autocorrelação (FAC) e autocorrelação parcial (FACP), sendo que a função de autocorrelação fornece a ordem do modelo, de acordo com a Figura 5.

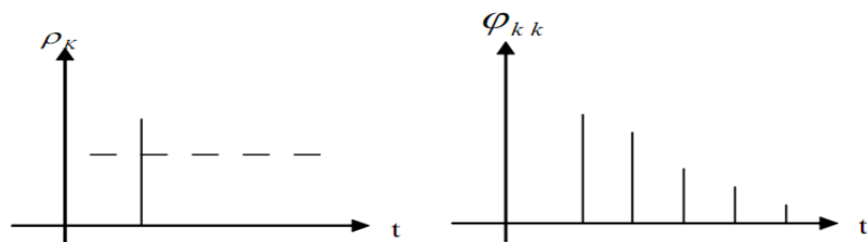


Figura 5 – Comportamento da FAC e FACP de um modelo MA (1)

Fonte: Moretine Tolo (2006).

Observa-se que a FAC de um modelo MA apresenta picos significativos nas primeiras defasagens e logo após há uma queda brusca, enquanto que a FACP apresenta um declínio lento em suas defasagens.

- Modelo autorregressivo de média móvel – ARMA (p,q): usado quando há autocorrelação entre as observações passadas, mais uma combinação dos ruídos brancos dos resíduos. Segue a equação 20 onde se tem a combinação de componentes de um modelo AR com os componentes de um modelo MA.

$$\tilde{Z}_t = \phi_1 \tilde{Z}_{t-1} + \dots + \phi_p \tilde{Z}_{t-p} + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \dots - \theta_q \varepsilon_{t-q} \quad (20)$$

Observa-se a coexistência de  $\phi_1, \phi_2 \dots \phi_p$  que são os parâmetros auto-regressivos e  $\theta_1, \theta_2 \dots \theta_q$  que são os parâmetros de médias móveis.

Quando se tem de diferenciar uma série temporal para torná-la estacionária e então aplicar a ela o modelo ARMA (p,q), de acordo com Gujarati (2000) diz-se que a série temporal original é ARIMA (p,d,q), ou seja, uma série temporal autorregressiva integrada de média móvel, em que p indica o número de termos autorregressivos, d o número de vezes que a série tem de ser diferenciada para tornar-se estacionária e q, o número de termos de média móvel.

Os modelos lineares autorregressivos integrados e de médias móveis ARIMA, são úteis para tratar a autocorrelação presente em série de dados obtidos sequencialmente no tempo, modelando a média condicional de uma série, quando a variância dos erros é assumida constante. Assim esses modelos são usados para remover a correlação serial e, conforme Souza, Souza e Menezes (2012), os resíduos gerados apresentam as propriedades de média zero, variância constante e não autocorrelação, ideais para aplicação das cartas de controle.

De acordo com os autores, Pedrini e Ten Caten (2008) um processo não estacionário segue um modelo ARIMA (p, d, q) como na equação 21:

$$\phi(B)\Delta^d Z_t = \theta(B)\varepsilon_t \quad (21)$$

Sendo que o processo estacionário pode ser representado por um modelo ARIMA (p,q), de acordo com a equação 22:

$$\phi(B)Z_t = \theta(B)\varepsilon_t \quad (22)$$

Um ruído  $\varepsilon_t$  será considerado ruído branco se as condições de média zero, variância constante e não autocorrelação entre os resíduos for satisfeita, como segue  $\varepsilon_t \sim RB(0, \sigma_{\varepsilon_t}^2)$ .

Cumprido esta etapa de encontrar um modelo com característica de ruído branco (RB) busca-se outros modelos que também apresentem esta característica, os quais são denominados de modelos concorrentes.

Para determinar o melhor modelo entre os concorrentes, em termos de número de parâmetros, utiliza-se os critérios penalizadores, AIC e BIC. O melhor modelo ARIMA (p,d,q) é obtido, conforme Lee e Tong (2010), pelos critérios Akaike Information Criteria – AIC e Schwartz Bayesian Criteria – BIC, apresentados nas Equações 23 e 24, onde é selecionado o modelo que apresentar os menores valores para esses critérios.

$$AIC = -2\ln(L) + 2n \quad (23)$$

$$BIC = -2\ln(L) + n \cdot \ln(T) \quad (24)$$

Onde T é o tamanho da amostra e n é o número de parâmetros e Ln é o logaritmo.

Além da utilização dos critérios penalizadores, na ocorrência de modelos com valores de AIC e BIC muito próximos, que possam levar a alguma dúvida, pode-se definir o melhor modelo, para fins de previsão, nesse item, analisando o grau de ajustamento do modelo, utilizando para isso o Erro Percentual Absoluto Médio (MAPE), Equação 25, onde também nesse caso é selecionado o modelo que apresentar o menor MAPE.

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{z_t - \hat{z}_t}{z_t} \right| \quad (25)$$

Onde  $z_t$  corresponde ao valor atual,  $\hat{z}_t$  ao valor previsto e n corresponde ao número de pontos.

Por fim, a decisão também deve ser baseada no critério da parcimônia, situação onde se encontra o menor número de parâmetros, entre os modelos com nível de significância de 5 %, que resultaram nas estimativas mais precisas.

### 2.3.1 Modelo autorregressivo com média móvel e entrada exógena – ARMAX

A metodologia ARMAX ou autorregressiva com média móvel e entrada externa é um modelo que, segundo Albuquerque, Silva e Maluf (2014), oferecem a possibilidade de combinar dados passados com variáveis exógenas, que são úteis para aumentar a capacidade de predição.

No decorrer do texto serão utilizados os termos exógeno e endógeno, para tanto se entende que o primeiro, sem perda de generalidade, relata a entrada de uma variável externa que servirá para explicar o comportamento da variável dependente, e se sua presença interfere no processo. Já o termo endógeno refere-se a uma variável interna e da mesma maneira se avaliará qual seu impacto junto a variável dependente.

O modelo ARMAX é um exemplo de um modelo multivariável, pois possibilita a análise de mais de uma variável correlacionada à previsão de  $X_t$ . Na utilização do modelo ARMAX, de acordo com Franses (1991), garante-se a possibilidade de uma consideração simultânea de todas as variáveis envolvidas, avaliando ainda suas defasagens.

A estimação dos parâmetros do modelo ARMAX, segundo Albuquerque, Silva e Maluf (2014), pressupõe estacionariedade de suas variáveis, sob pena de incorrer em um modelo espúrio.

O modelo ARMAX pode ser denotado pela Equação 26:

$$y_t = \alpha + \sum_{i=1}^p \beta_i y_{t-i} + \sum_{i=1}^q \theta_i \varepsilon_{t-i} + \varepsilon_t + \sum_{K=1}^K \sum_{j=0}^w \delta_k X_{t-j,k} \quad (26)$$

Onde  $y_t$  é a variável dependente,  $\alpha$  é a constante;  $\beta, \theta, \delta$  são os coeficientes dos termos autorregressivos, da componente aleatória e das variáveis exógenas, respectivamente. Todas as variáveis são indexadas no período de tempo  $t$ .

Os três pressupostos básicos necessários para que este modelo de previsão seja aplicado são:

- As variáveis que compõem o modelo são provenientes de uma população normal multivariada;
- As variáveis exógenas são estacionárias;
- A variável dependente é estacionária.

De acordo com Bierens (1987), os modelos ARMAX permitem a obtenção de parâmetros parcimoniosos com infinitos *lags*.

Para se utilizar a modelagem ARMAX, deve haver correlação entre as variáveis exógenas e endógenas.

Para a escolha do melhor modelo, aqui também utiliza-se os critérios penalizadores AIC e BIC, onde as estatísticas que apresentarem os menores AIC e BIC representarão o modelo de maior confiabilidade.

Também como fator de decisão do melhor modelo entre os concorrentes é avaliado o erro percentual absoluto médio (MAPE) que fornecerá o modelo com a melhor previsão, optando sempre pelo modelo com MAPE que apresentar o menor valor.

## **2.4 Análise de regressão**

Quando ocorre uma relação de causalidade entre as variáveis um método de regressão linear é básico para controlar um processo de produção.

Como primeira análise sobre as variáveis, pode-se trabalhar com o teste de causalidade de Granger, que procura apresentar a relação de causalidade entre as variáveis envolvidas em um mesmo processo. Segundo Lin (2008), o teste de causalidade trata dessa importante questão e, na área econômica, é utilizado devido a impossibilidade de realizar experimentos e em processos produtivos, possibilita tomar uma decisão sem interferir em um processo em andamento.

O teste de causalidade de Granger parte de duas hipóteses básicas: primeiro, o futuro não pode causar o passado, porém o passado pode causar o presente e o

futuro e, segundo, as causas contêm informações exclusivas sobre o efeito que não estarão disponíveis em outros locais.

Nesta análise, são colocadas sobre investigação todas as variáveis existentes no processo e verifica-se a relação isolada de uma variável com todas as outras. Esta relação pode se apresentar como unidirecional e ou bidirecional, ou seja, uma variável X pode interferir em uma variável Y e o contrário apresenta-se como verdadeiro ou não. Tal fato sugere um trabalho em conjunto com os técnicos da área para confirmarem a bidirecionalidade ou se há ação de outra variável não incluída na primeira avaliação.

As equações apresentadas a seguir, de acordo com Chontanawat, Hunt e Pierse (2006), são utilizadas para mostrar a causalidade de uma variável sobre outra variável e vice-versa

$$y_t = \alpha_1 + \sum_{i=1}^m \beta_i y_{t=i} + \sum_{j=1}^n \tau_j e_{t=j} + Y_t \quad (27)$$

$$e_t = \alpha_2 + \sum_{i=1}^m \gamma_i e_{t=i} + \sum_{j=1}^n \delta_j y_{t=j} + \varepsilon_t \quad (28)$$

Onde  $e_t = \ln(E_t)$ ;  $y_t = \ln(Y_t)$ ;  $E_t$ = variável explicativa e  $Y_t$ = variável a explicar

Para variáveis não estacionárias e com integração de ordem 1 as Equações 27 e 28 são substituídas pelas Equações que seguem:

$$\Delta y_t = \alpha_1 + \sum_{i=1}^m \beta_i \Delta y_{t=i} + \sum_{j=1}^n \tau_j \Delta e_{t-j} + \gamma_t \quad (29)$$

$$\Delta e_t = \alpha_2 + \sum_{i=1}^m \gamma_i \Delta e_{t-i} + \sum_{j=1}^n \delta_j \Delta y_{t-j} + \varepsilon_t \quad (30)$$

Onde  $\Delta$  é o operador de primeira diferença;

É oportuno citar que este estudo pode avaliar mais do que duas variáveis, porém, para isso, de acordo com Lin (2008), é avaliada uma relação incondicional entre duas variáveis e uma relação condicional entre duas variáveis dada uma



terceira. Na definição final, ao utilizar essa ferramenta, deve-se lembrar de que se trata de uma avaliação estatística e, que, portanto, podem haver erros envolvidos na medição dessas variáveis, assim como inúmeros outros fatores que, em conjunto, afetam a variável de interesse.

Todas as análises tendo como base os fundamentos de regressão remetem as pesquisas feitas por Francis Galton (GUJARATI, 2000), o primeiro estudo sobre regressão linear foi realizado por B. J. Mandel em 1969, quando o pesquisador desenvolveu um estudo relacionando uma variável dependente a uma variável explicativa, através da qual buscou mostrar o nível de influência de uma variável sobre outra variável. O banco de dados utilizado para esta pesquisa é de propriedade dos postos de correio dos Estados Unidos e foi coletado nos anos de 1965, 1966 e 1967.

Atualmente a análise de regressão linear simples é uma das técnicas mais utilizadas para investigar e modelar o relacionamento existente entre as diversas variáveis de um processo (WERKEMA e AGUIAR, 1996). Essas variáveis procuram expressar o relacionamento linear entre si, que podem ser representadas pela equação 31.

$$y = \beta_0 + \beta_1 \cdot X + \varepsilon \quad (31)$$

Em que o  $\beta_0$  e  $\beta_1$ , correspondem, respectivamente, ao intercepto e à inclinação da reta, e que são constantes desconhecidas e ainda que se somam ao  $\varepsilon$  que é o componente do erro aleatório.

A análise de regressão linear simples, conforme Werkema e Aguiar (1996), pode ser utilizada com vários objetivos, dentre os quais é possível destacar: Descrição, Predição, Controle e Estimação.

Quando o objetivo da análise é a descrição ou sumarização de um conjunto de dados, se está procurando uma equação que represente todo o conjunto de dados existentes, ou seja, buscando-se a melhor forma de retratar a situação existente.

Por outro lado, quando o objetivo é a predição, busca-se uma maneira de prever o comportamento de determinada variável, com as mesmas características, mas que esteja inserida em um novo espaço geográfico ou em um novo ambiente

com novas variáveis. Esta atividade é muito importante, pois correspondem a previsões que fazem parte de um planejamento estratégico.

No momento em que o objetivo é o controle, ou seja, quando se procura definir limites toleráveis para uma determinada característica e a partir desses monitorar o comportamento de um processo, é necessário que exista uma relação de causa e efeito entre as variáveis envolvidas.

Por último, quando o objetivo é a estimação, procura-se encontrar parâmetros que auxiliem quando se deseja estabelecer novas relações com as variáveis envolvidas.

Na avaliação do que rege um determinado fluxo produtivo e o que o pesquisador busca obter, destaca-se qual dos objetivos é o mais importante para a pesquisa e com base nisso o trabalho é iniciado.

Dentre tantas ferramentas de monitoramento disponíveis para uso, a análise de regressão apresenta-se como uma boa alternativa, pois consegue mostrar a relação entre duas ou mais variáveis existentes no processo.

Para uma análise inicial monta-se um diagrama de dispersão, com as duas variáveis em estudo, que mostrará na inspeção gráfica, a existência ou não de uma relação funcional entre essas variáveis. Caso ocorra um alinhamento preferencial dos pontos, mostra que existe uma correlação entre os dados e ainda se esta característica de correlação é positiva, negativa e o seu nível de intensidade.

Os pontos marcados terão uma variação em torno da linha representativa da função devido à existência de uma variação que será chamada de variação residual.

Para tal propósito é utilizado o coeficiente de correlação que, de acordo com Charnet et al. (2008), é apresentado na equação 32.

$$\rho(X, Y) = \frac{Cov [X, Y]}{\sqrt{\sigma_x^2 \sigma_y^2}} \quad (32)$$

Onde tem-se no denominador o produto dos desvios padrões das variáveis X e Y.

Caso a hipótese de correlação seja satisfeita, o próximo passo é ajustar uma equação que represente o relacionamento linear entre as variáveis consideradas. De acordo com Nascimento, Júnior e Nascimento (2012), um modelo de regressão linear simples é dado por  $Y = \beta_0 + \beta_1 X + \epsilon$  em que  $\beta_0$ , é o intercepto,  $\beta_1$ , é o

coeficiente angular, são constantes desconhecidas e  $\epsilon$  o componente do erro aleatório.

A equação 23, apresentada por Werkema e Aguiar (1996), mostra o efeito da variável de previsão, variável independente, sobre a variável dependente. Essa modelagem é utilizada com o objetivo de mensurar a relação funcional entre duas ou mais variáveis, e tem, entre seus objetivos, de acordo com Souza, Jacobi e Pereira (2005) verificar se existe relação entre as variáveis, em que nível está esse relacionamento; se há como estabelecer um modelo matemático que relacione as variáveis e se este modelo é útil para predição.

Conforme Montgomery (2009), os coeficientes de regressão nesses modelos são estimados pelo Método dos Mínimos Quadrados Ordinários (MQO), isto é, são escolhidos de modo a minimizar a soma dos quadrados dos erros, os  $\epsilon$ 's. Dito de outra forma, este método estima os parâmetros de forma que a distância dos pontos reais aos estimados, que ficam em cima da reta, seja a mínima.

O método de regressão linear múltipla, MRLM, conforme Gujarati (2000), é, sob vários aspectos, uma extensão lógica do caso da análise de regressão linear simples que trata apenas de duas variáveis.

As cartas de controle de regressão múltiplas seguem o mesmo objetivo que as cartas de regressão simples, porém, são aplicadas quando há mais de uma variável explicativa no sistema, ou de outra forma, quando se tem ou se entende que é necessário acrescentar outras variáveis explicativas para se encontrar uma equação que melhor represente o caso estudado.

O método utilizado para estimar a equação de regressão também é o Método de Mínimos Quadrados Ordinários (MQO), que visa minimizar as somas quadráticas dos resíduos de regressão, sempre considerando quando o número de observações  $n$  é maior que o número de variáveis controláveis (PEDRINI e TEN CATEN, 2008).

Observa-se uma mesma equação, que serve para explicar a correlação entre as variáveis, agora nesse caso com o acréscimo de mais de um parâmetro. De acordo com Barros et al. (2008), a expressão pode ser apresentada como segue na equação 33.

$$y_i = \beta_0 + \beta_1 \cdot x_1 + \beta_2 \cdot x_2 + \dots + \beta_k \cdot x_{ik} + \epsilon_i, \quad i = 1, \dots, n \quad (33)$$

Em que  $n$  é o número de variáveis,  $y_i$  é a observação da variável dependente para a  $i$ -ésima variável,  $X_i = (X_{i1}, X_{i2}, \dots, X_{ik})$  é um vetor de observações das variáveis independentes para a  $i$ -ésima observação,  $\beta = (\beta_0, \beta_1, \beta_2 \dots \beta_k)$  é um vetor de coeficientes de regressão (parâmetros) e  $\epsilon_i$ , é um componente de erro aleatório. Assume-se que esses erros são independentes e seguem uma distribuição normal com média zero e variância desconhecida  $\sigma^2$ .

De acordo com Abbad e Torres (2002), é necessário ressaltar que a qualidade do modelo de investigação adotado pelo pesquisador pode ser avaliada por meio do valor do coeficiente de determinação  $R^2$ .

Este coeficiente, que pode variar de 0 a 1, indica, quando  $R=0$  que as variações de  $Y$  são aleatórias e as variáveis agregadas ao modelo não explicam a variação de  $Y$ . Por outro lado, quando  $R= 1$  indica um ajuste “perfeito”, ou seja, as variações de  $Y$  são totalmente explicadas pelas variáveis acrescentadas ao modelo, desta forma nada é explicado pelos resíduos da equação. Esta avaliação conjunta é muito eficiente, pois ao mesmo tempo em que apresenta o quanto da variação de  $Y$  é explicada com a variação da variável  $X$ , faz uma análise da qualidade dos resíduos mostrando a significância do modelo.

Os limites de 0 e 1 existem como fronteiras para a tomada de decisão, mas sabe-se que um ajuste perfeito na prática é raro de existir, o que mostra que não será encontrado um  $R=1$  e que o mesmo ocorre no extremo oposto, ou seja, um situação de total falta de relação, um  $R=0$ .

Outra definição para o coeficiente de determinação  $R^2$ , conforme Brooks (2008), é que ele é a razão entre a soma dos quadrados explicado pelas variáveis e a soma dos quadrados total. Pode-se assim estruturar a seguinte relação, na equação 34.

$$R^2 = \frac{ESS}{SQT} \quad (34)$$

Onde ESS é a soma dos quadrados explicado pelas variáveis envolvidas e SQT é a soma dos quadrados total.

De acordo com Williams, Grajales e Kurkiewicz (2013), os resíduos de regressão são definidos como a diferença entre os valores da variável resposta observada e os valores preditos para o modelo de regressão estimado e são importantes para a avaliação do modelo selecionado.

Para se estabelecer o modelo de regressão é necessário a observação de alguns pressupostos. De acordo com Souza, Jacobi e Pereira (2005), os quatro principais pressupostos considerados na análise dos resíduos, para validar o modelo de regressão linear são a normalidade, a homocedasticidade, a independência dos resíduos e a linearidade.

Para a inspeção da normalidade dos resíduos o teste mais simples é o gráfico que mostra a frequência acumulada dos resíduos padronizados com a curva normal, onde a hipótese é confirmada se os pontos do gráfico estiverem localizados próximos e/ou ao longo da linha reta. De acordo com Jacobi, Souza e Pereira (2002) a visualização da aproximação dos pontos, por uma linha reta, é subjetiva e, então, para completar a avaliação, deve ser realizado o teste de normalidade, que pode ser baseado na estatística de Lilliefors.

Nesta inspeção de normalidade, a hipótese do teste de Lilliefors é invertida no sentido de que são aceitos valores de p-valor > 5%. Esta hipótese de erros normalmente distribuídos, de acordo com Williams, Grajales e Kurkiewicz (2013) é útil porque quando se mantém essa suposição, é possível fazer inferências na população do qual a amostra foi extraída, mesmo que essa amostra seja pequena.

Ainda na inspeção da normalidade também se pode investigar a estatística de Jarque-Bera onde apresenta que em uma distribuição normal, o valor da assimetria é zero e o valor da curtose é três. A estatística é apresentada na equação 35.

$$JB = n \left[ \frac{A^2}{6} + \frac{(C - 3)^2}{24} \right] \quad (35)$$

Onde A representa o coeficiente de assimetria e C representa o coeficiente de curtose.

Para a verificação da homocedasticidade dos resíduos é realizada uma inspeção gráfica relacionando os resíduos com os valores ajustados, e, de acordo com Werkema e Aguiar (1996), quando os resíduos apresentarem-se de forma aleatória, mostram uma distribuição homocedástica, ou seja, os resíduos apresentam variância constante.

Satisfeita a análise, parte-se para a avaliação da autocorrelação entre os resíduos, pois esta característica é útil para justificar ou não a presença das variáveis no modelo. Quando houver uma autocorrelação entre os resíduos isso

mostra a não necessidade da inclusão de duas determinadas variáveis ao mesmo tempo, pois ambas estariam se sobrepondo ou explicando o mesmo efeito. De acordo com Werkema e Aguiar (1996), Esta análise pode ser feita por meio gráfico, relacionando os resíduos com o tempo ou a ordem de coleta das observações.

Complementando a suposição de resíduos não autocorrelacionados, pode-se utilizar a estatística de Durbin-Watson, que apresenta uma faixa possível de valores de 0 (zero) a 4 (quatro), quando os valores estiverem próximos de 2 (dois), indicam uma situação de resíduos não autocorrelacionados; já valores na direção de 0 (zero), indicam uma autocorrelação positiva e na outra direção, valores próximos a 4 (quatro) indicam uma autocorrelação negativa. A estatística é apresentada na equação 36.

$$d = \frac{\sum_{t=2}^{t=n} (\hat{\varepsilon}_{\varepsilon t} - \hat{\varepsilon}_{t-1})^2}{\sum_{t=2}^{t=n} (\hat{\varepsilon}_t)^2} \quad (36)$$

Onde  $\hat{\varepsilon}_t$  representa o resíduo estimado e  $\hat{\varepsilon}_{t-1}$  representa o resíduo estimado com uma defasagem.

Uma vez concluída a análise dos resíduos do modelo selecionado, a carta de controle pode ser construída para o monitoramento futuro do processo. Os limites da carta podem ser estimados como múltiplos do desvio padrão e podem ser obtidos de acordo com Shu, Tsung e Tsui (2004), Pedrini e Ten Caten (2011) e Jacobi, Souza e Pereira (2002) pela equação 37.

$$\hat{\sigma} = \sqrt{MSE} \quad (37)$$

Onde tem-se que o desvio padrão ajustado corresponde à raiz quadrada dos resíduos encontrados.

Ressalta-se que o objetivo deste capítulo é apresentar a fundamentação teórica sobre cartas de controle de regressão, porém a pesquisa realizada tem como proposta a utilização dos resíduos do melhor modelo MRLM para a construção das cartas de controle.

### **3 METODOLOGIA**

Esta pesquisa refere-se a um estudo de caso, que foi realizada com dados reais, e tem o objetivo de melhor descrever e compreender o processo de galvanização eletrolítica. Como na maioria dos estudos de caso utiliza-se de recursos estatísticos para explicar sistematicamente os fatos envolvidos.

#### **3.1 Descrição do processo industrial**

A empresa que disponibilizou a coleta de dados é uma organização de médio porte que trabalha no fornecimento de serviços de usinagem e recobrimento de superfícies.

A primeira etapa para o desenvolvimento dessa pesquisa foi a avaliação e definição das variáveis existentes no fluxo produtivo. Para isto foi realizado um estudo detalhado do processo para conhecê-lo melhor e analisar como é possível controlá-lo considerando seu inter-relacionamento.

Estudado o processo existente, constatou-se que se trata de uma atividade que apresenta um considerado grau de tecnologia embutida, por conta dos reagentes químicos utilizados, pois as outras operações envolvidas referem-se ao transporte de material para as etapas subsequentes que são realizadas manualmente e seu controle é feito de forma quase que empírica.

A utilização de equipamentos mecânicos está situada no primeiro processo que faz a etapa inicial de limpeza nas peças, onde o deslocamento dessas é feito por meio de pontes rolantes até os tanques com soluções químicas que trabalham com temperaturas maiores que as do ambiente.

Todo o transporte das peças, de tanque a tanque, posterior à primeira etapa, ocorre de maneira manual, utilizando-se para isso de baldes perfurados, tentando-se dessa maneira, transportar apenas o elemento em processo e não o produto químico reagente da etapa.

Foram consideradas quatro variáveis que são: o banho de enxágue, a temperatura desse banho, o banho de neutralização e também a sua temperatura.

Para se entender o trabalho estatístico realizado e o que representam os dados coletados dentro do contexto de eletrogalvanização são necessários visualizar as etapas citadas acima no fluxograma da Figura 3, já apresentado.

O sub-processo de enxágue, visualizado na Figura 6, etapa que precede a operação de desengraxe, é importante por duas razões: I - Ele cessa a reação química da primeira etapa e II- É essencial que se controle a quantidade de material particulado que se leva à etapa posterior, o que no meio industrial técnico de química se chama de material de arraste.

Já o sub-processo de neutralização, visualizado na Figura 7, que é um momento em que ocorre a retirada da solução ácida utilizada para a limpeza das peças, e é também um tempo de espera para que as peças sigam para a próxima etapa, que é a deposição do filme de zinco. A característica de qualidade a ser monitorada no processo estudado é a qualidade do banho de neutralização, que pode ser medido de duas maneiras, a saber: pelo Ph desse banho e pela quantidade de material de arraste encontrado no sub-processo anterior, que é o enxágue. Quando o Ph diminui para valores próximos a 7, é indicativo que a função principal do banho não está ocorrendo de maneira efetiva e também quando a condutividade do banho de enxágue aumenta mostra a mesma informação que a função da neutralização não está efetiva, pois as partículas arrastadas que chegam a esse banho prejudicam sua efetividade.



Figura 6 – Banho de enxágue  
Fonte: Fornecida pela empresa



Figura 7 – Banho de neutralização  
Fonte: Fornecida pela empresa.



Para o desenvolvimento da pesquisa foi criado um banco de dados formado por 1 amostra com 85 observações, coletadas em um intervalo regular de cinco em cinco minutos, ocorrido no mês de outubro de 2013.

No registro das soluções coletadas foram quantificados valores de condutividade e sua temperatura, na etapa de enxágue, Figura 8, medida em micro simens/cm ( $\mu\text{s}/\text{cm}$ ); e Ph e sua respectiva temperatura, na etapa de neutralização, Figura 9.

Os instrumentos utilizados foram um Condutímetro, marca Quimis, modelo Q 405 M, com resolução milesimal, um pHmetro marca Sanxin, modelo PHS-3D ph meter, com resolução centesimal e um termômetro, marca 3B Scientific, com resolução decimal. Todos os instrumentos apresentam suas calibrações dentro do prazo de validade.

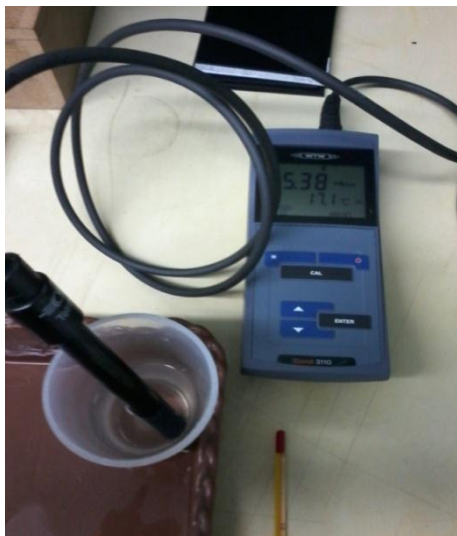


Figura 8 – Medição de condutividade e temperatura

Fonte: Fornecida pela empresa.



Figura 9 – Medição de Ph e temperatura

Fonte: Fornecida pela empresa

Nas Figuras 8 e 9 vê-se os instrumentos utilizados para as respectivas medições no momento da coleta das variáveis.

### 3.2 Etapas metodológicas

Para facilitar o entendimento da pesquisa na Figura 10 é exposto um fluxograma, mostrando as etapas metodológicas que serão cumpridas para a obtenção dos resultados nas três metodologias propostas, ARIMA, ARMAX e MRLM.

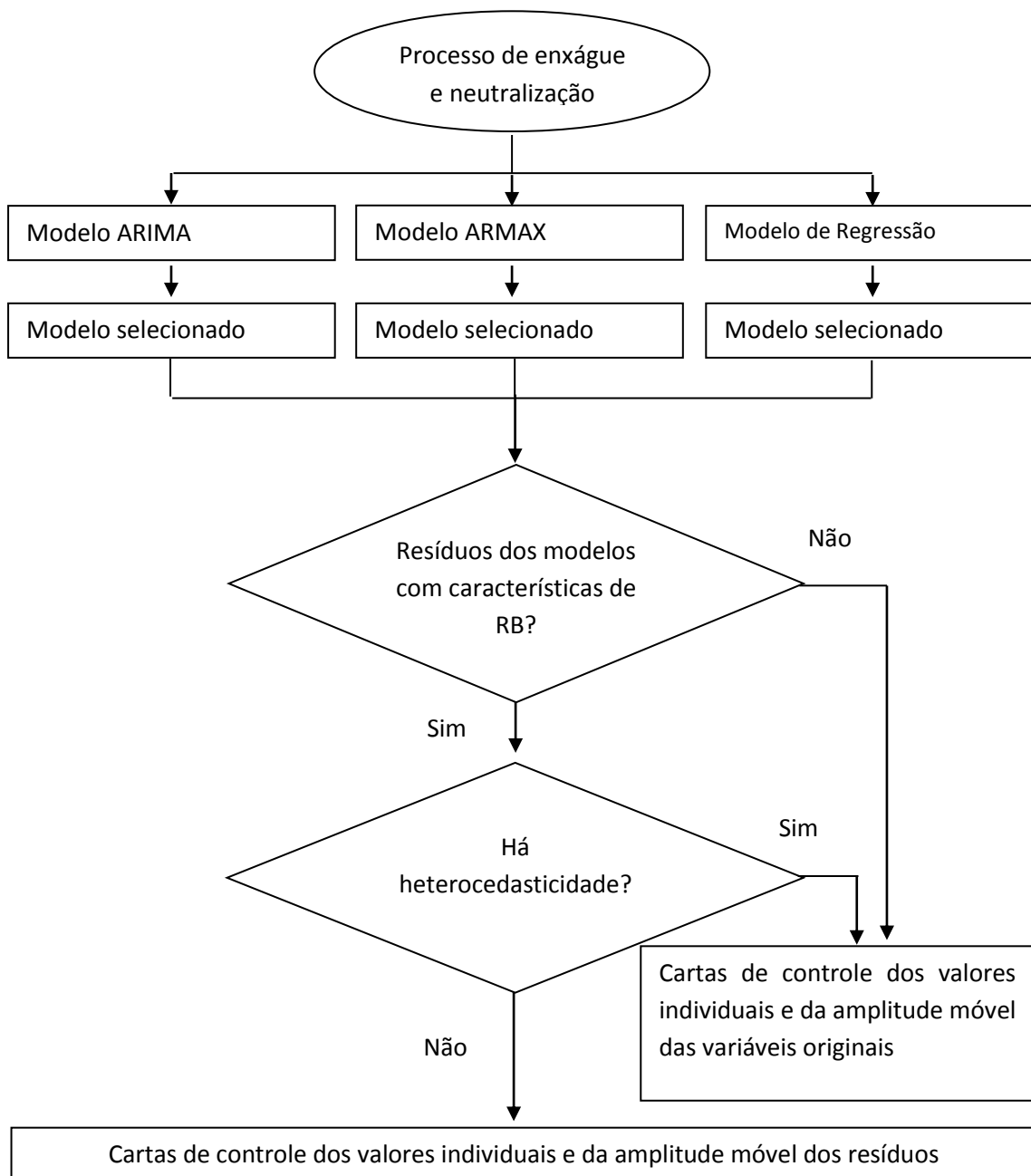


Figura 10 – Fluxograma das etapas metodológicas da pesquisa

Após a obtenção das cartas de controle por meio das três metodologias será definida a que melhor representa o processo e ainda esta carta será comparada com as cartas de controle criadas com as variáveis originais para as devidas conclusões.

### 3.3 Estimação do modelo ARIMA

Para o desenvolvimento desta etapa, observam-se enumeradas sequencialmente as atividades realizadas, que são justificadas pela fundamentação teórica que mostra como se procede ao trabalho das informações utilizando a metodologia ARIMA.

- 1º) Coleta de um volume líquido constante de soluções, nos respectivos tanques de processo, onde as variáveis consideradas são o enxágue e neutralização, que fazem parte de um processo maior de eletro galvanização. Na etapa de enxágue foram medidos os valores de condutividade e temperatura do líquido e, na etapa de neutralização, foram medidos os valores de Ph e sua temperatura. A condutividade é medida em micro siemens/cm e o PH é um número adimensional que molda uma escala logarítmica da concentração de íons  $H^+$
- 2º) Determinação da estacionariedade da série em estudo, por meio gráfico e dos testes descritos abaixo:  
Testes Augmented Dickey-Fuller (1984) – (ADF) e o teste Kwiatkowski-Phillips-Schmidt-Shin (1992) - (KPSS). Esses testes são amplamente discutidos na literatura de econometria, como por Enders (1995), Maddala (1992) e Souza, A. et al. ( 2011);
- 3º) Análise das funções de autocorrelação (FAC) e autocorrelação parcial (FACP), utilizados na forma de inspeção gráfica e úteis para sinalizar a ordem do modelo a ser utilizado;
- 4º) Estimação do modelo ARIMA para determinação do melhor modelo como passo prévio para a aplicação das cartas de controle;

- 5º) Seleção do melhor modelo ARIMA utilizando os critérios penalizadores AIC e BIC;
- 6º) Determinado os resíduos, aplicam-se as cartas aos controle de resíduos, onde serão utilizados dois desvios padrão como limites;
- 7º) Na ocorrência de pontos fora dos limites de controle, deve-se retirá-los e repetir todo o processo para a obtenção de um novo modelo;
- 8º) Selecionar os resíduos do novo modelo e montar as cartas de controle;
- 9º) Vencidas as etapas de modelagem e elaboração dos cartas de controle, faz-se a análise para identificar pontos que podem causar anomalias no processo produtivo e quando necessário toma-se uma ação corretiva;

### **3.4 Estimação do modelo ARMAX**

Como na metodologia ARMAX é necessário a estimação do modelo ARIMA que precede todo o trabalho estatístico realizado segue-se os seguintes passos:

- 1º) Estimação do modelo ARMAX fazendo a introdução de variáveis exógenas ao modelo ARIMA selecionado;
- 2º) Avaliação do modelo estimado considerando o nível de significância dos parâmetros obtidos;
- 3º) Seleção do melhor modelo utilizando os critérios penalizadores AIC e BIC;
- 4º) Como critério de seleção para melhor modelo de previsão final utilizar o MAPE;
- 5º) Seleção dos resíduos do modelo para montar as cartas de controle utilizando dois desvio padrão como limites;
- 6º) Na ocorrência de pontos fora dos limites de controle, deve-se retirá-los e repetir todo o processo para a obtenção de um novo modelo;

7º) Selecionar os resíduos do novo modelo e montar as cartas de controle;

No intuito de dar uma maior dinâmica ao processo metodológico da etapa de modelagem ARIMA e da modelagem ARMAX, têm-se elaborado um fluxograma, Figura 11, apresentando as etapas envolvidas.

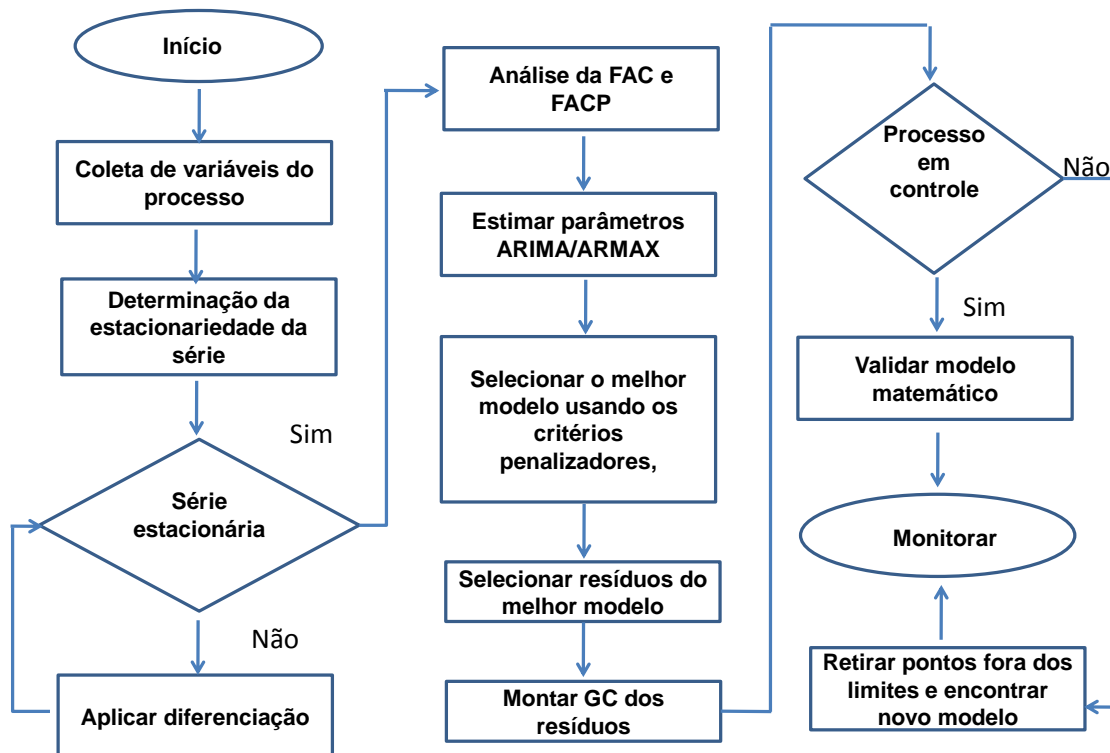


Figura 11 – Fluxograma apresentando as etapas sequenciais para a modelagem ARIMA/ARMAX

### 3.5 Estimação do MRLM

Neste item será apresentada a metodologia utilizada para o MRLM, visando encontrar o melhor modelo sendo que seus resíduos servirão como base de dados para a estruturação de cartas de controle.

- 1º) Elaborar o gráfico de dispersão com o objetivo de mostrar se existe ou não correlação entre as variáveis envolvidas;
- 2º) Verificar a existência de uma relação de causa e efeito entre as variáveis, situação que é necessária para o processo ser monitorado e que, em caso positivo, permite dar seguimento a análise;
- 3º) Utilizar o Método dos Mínimos Quadrados Ordinários para a estimação dos parâmetros da equação;
- 4º) Testar diferentes modelos avaliando o quanto as variáveis da equação explicam o modelo;
- 5º) Comparar os coeficientes de determinação ajustado  $R^2$  dos diferentes modelos testados, juntamente com os p-valores dos parâmetros, selecionando aquele com o maior valor de  $R^2$  e com p-valor significativo;
- 6º) Vencidas as etapas de seleção, parte-se para o trabalho com os resíduos do melhor modelo para servirem de base inicial para o monitoramento do processo por meio de cartas de controle, onde serão utilizados dois desvios padrão como limites;
- 7º) Construção de cartas de controle dos valores individuais e da amplitude móvel com os resíduos do melhor modelo;
- 8º) Análise da carta verificando a existência de pontos fora dos limites. Caso não existam tais pontos o modelo é usado para controle do processo;
- 9º) Na existência de pontos fora dos limites, esses devem ser retirados para encontrar um novo modelo.

Visando um bom entendimento do processo metodológico detalhado acima tem-se elaborado um fluxograma, Figura 12, apresentando as etapas envolvidas.

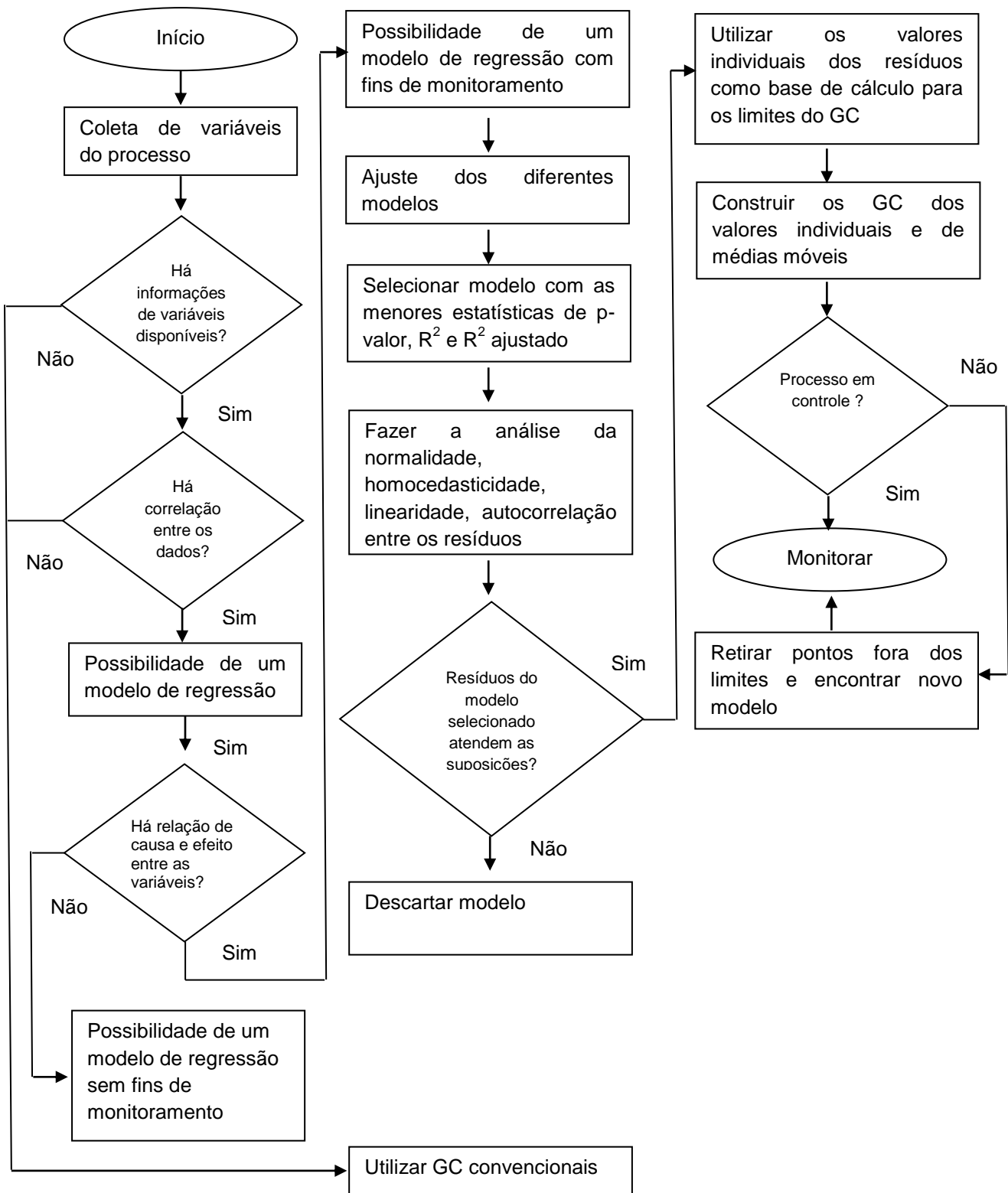


Figura 12 – Fluxograma apresentando as etapas sequenciais para a modelagem de regressão

A comparação entre as cartas de controle da modelagem selecionada com as cartas de controle das variáveis originais será realizada contando e comparando o número de pontos fora de controle que a melhor carta de controle detectou, com o número de pontos fora de controle da carta das variáveis originais.



## 4 ANÁLISE DOS RESULTADOS

Inicialmente apresenta-se os resultados da análise descritiva e os resultados obtidos na utilização das modelagens ARIMA e ARMAX e por último tem-se os resultados obtidos pelo MRLM.

### 4.1 Análise dos resultados obtidos pela metodologia ARIMA

Inicialmente tem-se a análise descritiva das variáveis envolvidas no estudo onde se observa, na Tabela 2, o comportamento e as características mais importantes, que mereçam talvez uma maior atenção e que sejam passíveis de verificação.

Tabela 2 – Estatística descritiva das variáveis

Sub processo	Enxágue E - $\mu\text{s/cm}$	Temperatura de enxágue - T_E - $^{\circ}\text{C}$	Neutralização N - Ph	Temperatura de neutralização - T_N - $^{\circ}\text{C}$
Nº de amostras	1	1	1	1
Nº de observações	85	85	85	85
Média	20,64	17,44	13,66	17,75
Desvio padrão	3,92	0,51	0,05	0,55
Coefficiente de variação	0,19	0,03	0,03	0,03
Curtose	-1,53	-1,22	0,48	-0,98
Assimetria	-0,29	-0,20	-0,63	-0,17

Analisando os valores de curtose, da Tabela 2, observa-se que os dados originais podem ser representados por um modelo linear visto que K-3 não é maior que zero, não evidenciando e excesso de curtose e não sinalizando que possa ser utilizado os modelos heterocedásticos da família Autorregressivos Condicionais a Heterocedasticidade - ARCH. Também se observa que o maior coeficiente de variação encontrado foi o da variável enxágue, 0,19, mostrando que as variáveis

apresentam-se homogêneas, portando um gráfico para a média, quer das variáveis originais ou dos resíduos pode ser utilizado, dada a representatividade da média. Em termos de produção isto significa que existe um tipo de processo mais uniforme. A mesma análise é semelhante para as demais variáveis. Também é destacável que todas as variáveis analisadas apresentam uma assimetria fraca negativa.

As variáveis também foram representadas por meio do gráfico Box-plot mostrado nas Figuras 13 e 14.

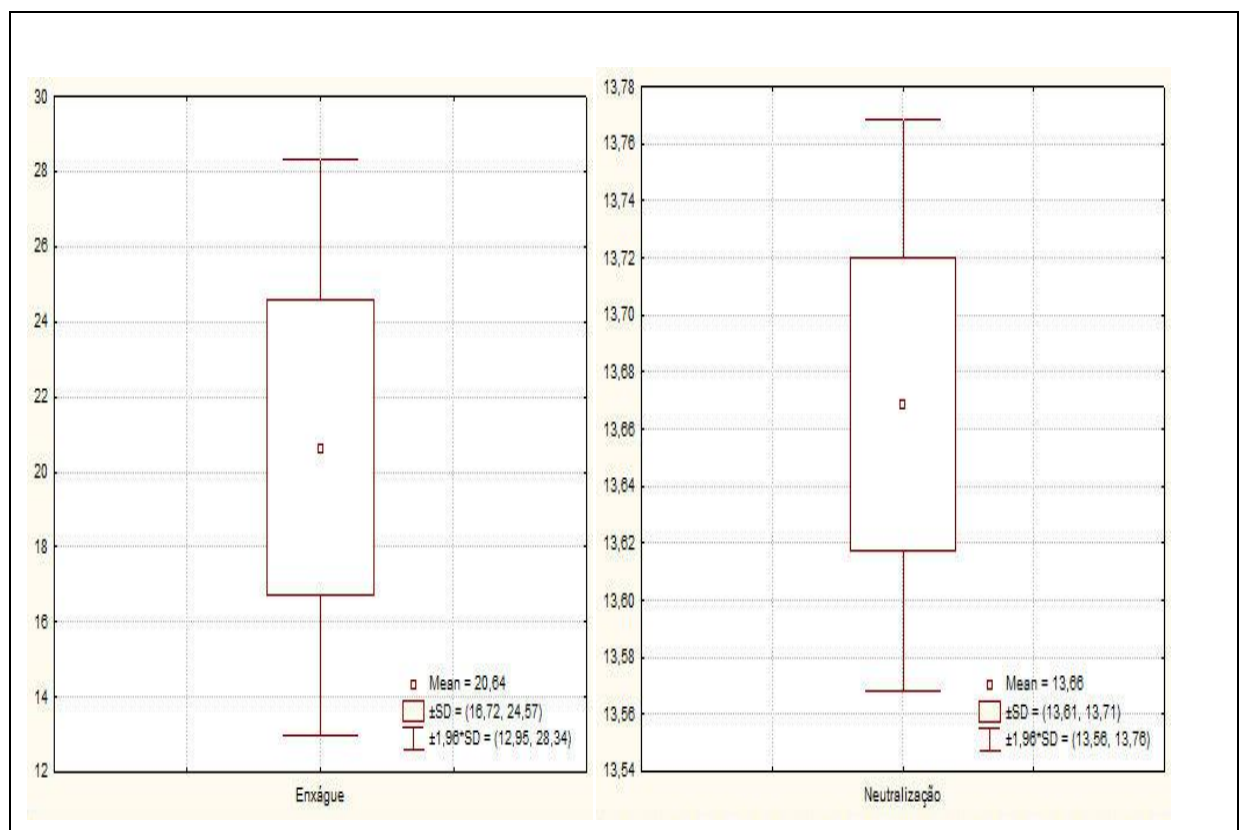


Figura 13 – Gráfico Box-plot para as variáveis enxágue e neutralização.

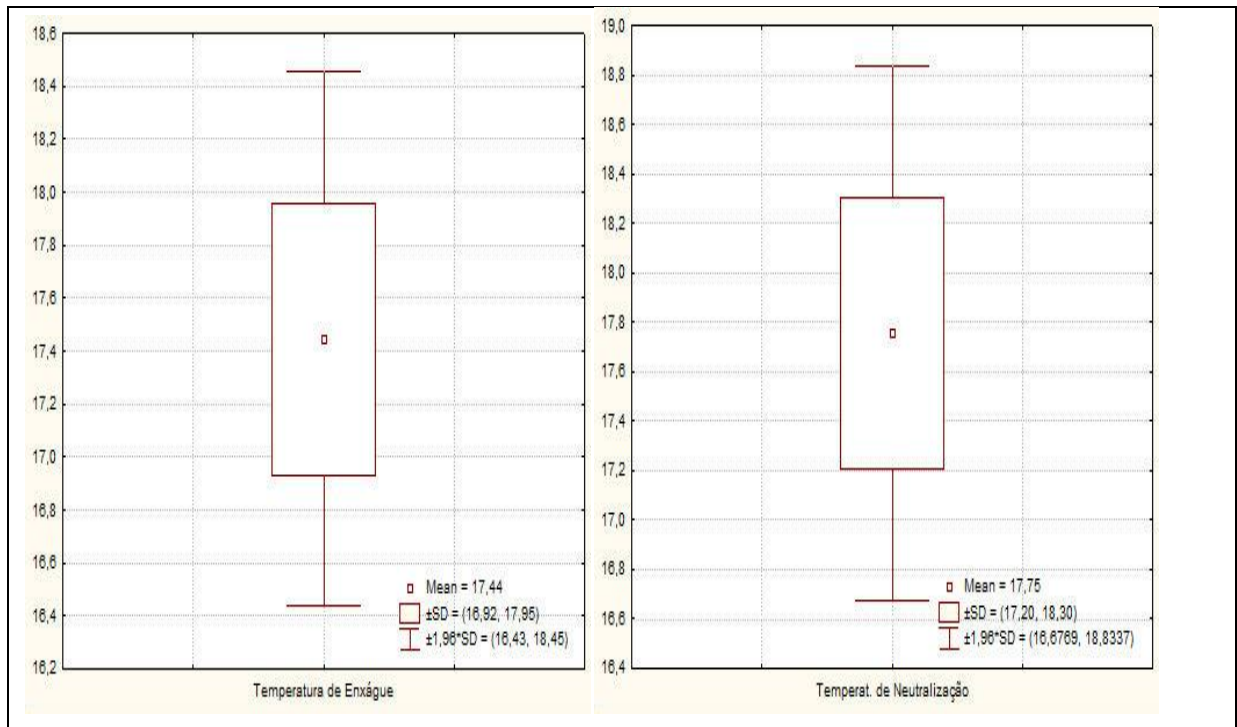


Figura 14 – Gráfico Box-plot para as variáveis Temperatura de enxágue e Temperatura de neutralização

Nas Figuras 13 e 14 tem-se o gráfico Box-plot das variáveis, o qual é útil para comparação, fornecendo uma boa visualização de suas variabilidades. Como pode ser visto tem-se na variável neutralização o menor desvio padrão das variáveis analisadas, por outro lado vê-se na variável enxágue a maior variação.

Inicia-se a avaliação dos resultados obtidos pela metodologia ARIMA, onde, utilizando-se da avaliação de gráficos, testes estatísticos, critérios penalizadores e tabelas, chega-se até a seleção do melhor modelo, e, por consequência, a obtenção dos resíduos que contemplam seus pressupostos básicos, para, ao final, estruturar-se as cartas de controle.

Em uma primeira análise, as séries em estudo apresentaram-se como não estacionárias situações que foram evidenciadas pelos gráficos das séries originais, Figuras 15 e 16.

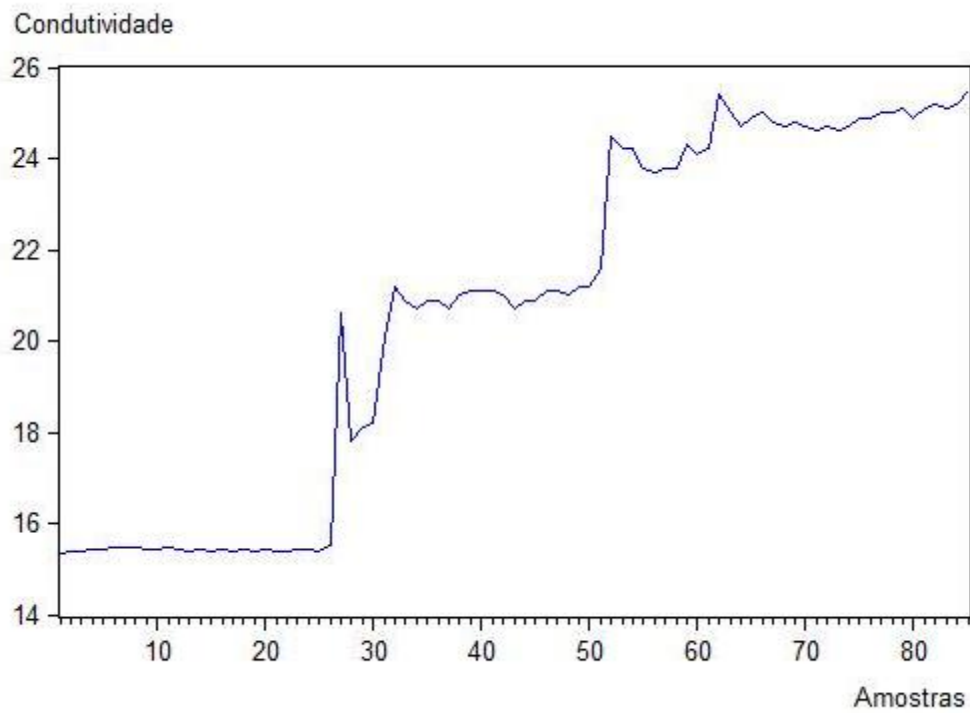


Figura 15 – Gráfico da série original da variável enxágue em nível.

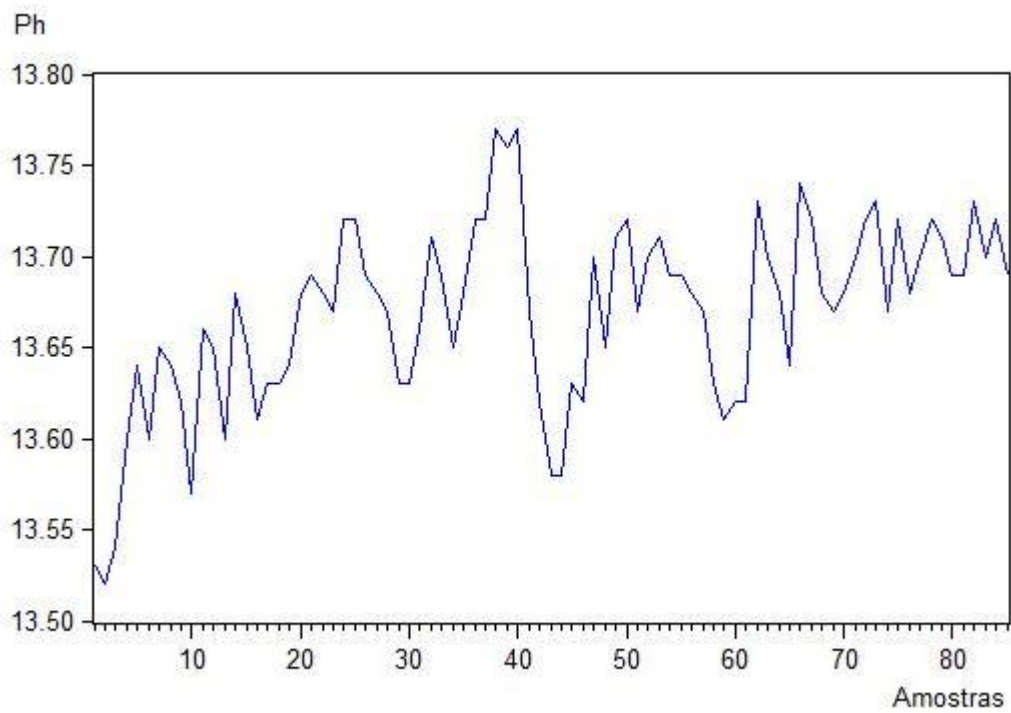


Figura 16 – Gráfico da série original da variável neutralização em nível.

Observa-se nos gráficos das séries originais que ambos apresentam as características de não estacionariedade, pois, desenvolvem-se ao longo do tempo de maneira crescente, o que demonstra a existência de uma tendência. É oportuno frisar a existência, na Figura 16, de um outlier, fato que será discutido mais a frente, mas que por hora pode ser considerado como resultado de uma observação atípica no processo ou até mesmo de um erro de medição.

Para confirmar a não estacionariedade das séries foi realizado os testes estatísticos KPSS e ADF onde no KPSS  $H_0$ : estacionariedade e  $H_1$ : não estacionária, o KPSS calculado=0,71 e KPSS tabelado=0,46 (com alfa a 5%); Portanto o valor 0,71 cai na região de rejeição de  $H_0$ , levando a aceitar  $H_1$ , que é não estacionária; Já no teste ADF  $H_0$ : não estacionária e  $H_1$ : estacionária o ADF calculado= -4,41 e ADF tabelado= -2,89 (com alfa a 5%); Portanto o valor de -4,41 cai na região de rejeição de  $H_0$ , levando a aceitar  $H_1$ , que é estacionário.

No caso encontrado apresenta-se uma inconclusão, o que levaria a um modelo fracionário ARFIMA, mas o mesmo não foi encontrado, e desta forma a melhor representação é um modelo ARIMA

Com há evidência de não estacionariedade, mostrada pelos dois testes, foi realizado o processo de diferenciação, onde, por meio das Figuras 17 e 18 observa-se a estacionariedade das séries.

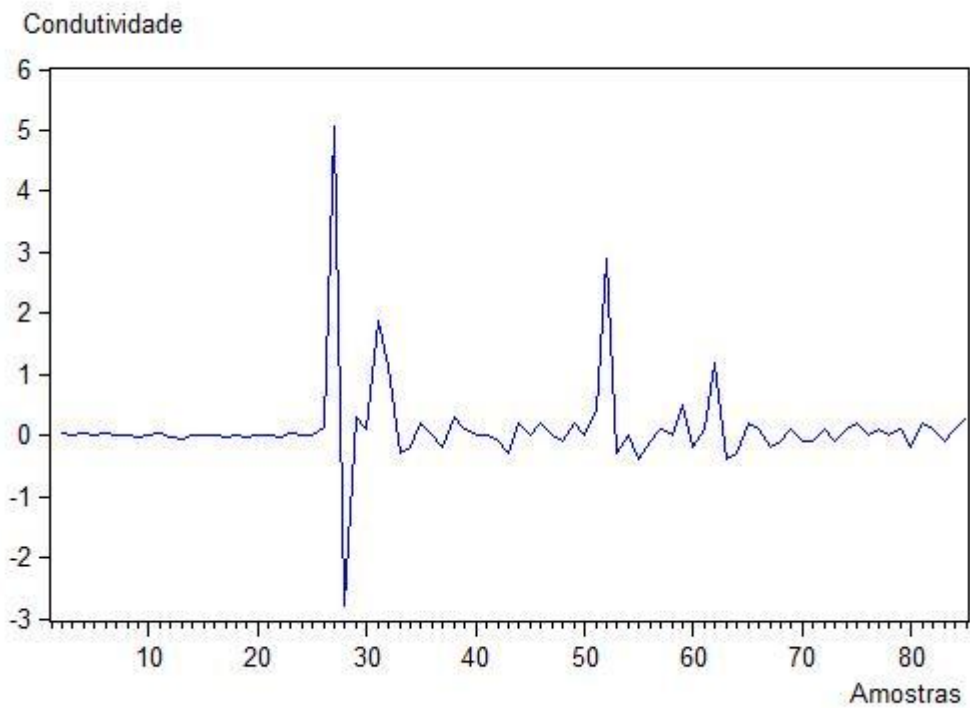


Figura 17 – Gráfico da variável enxágue diferenciada de ordem 1

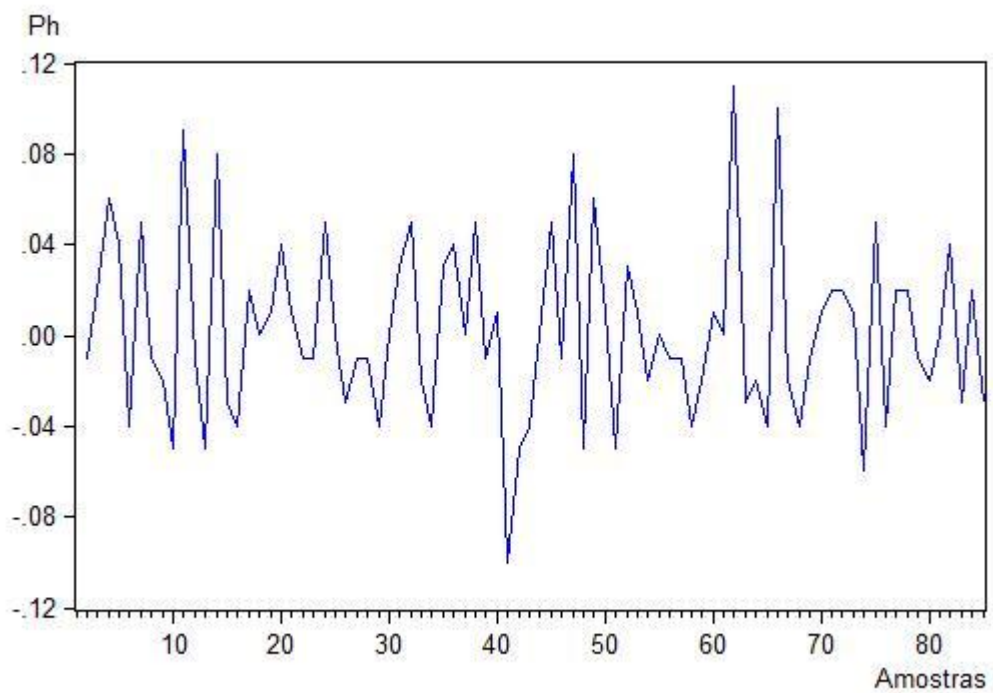


Figura 18 – Gráfico da variável neutralização diferenciada de ordem 1.

Observa-se, nas Figuras 17 e 18, que as séries se desenvolvem em torno de uma média constante, mostrando uma condição estável de equilíbrio, o que possibilita um ajuste de um modelo ARIMA.

As mesmas condições de estacionariedade foram encontradas por meio dos testes de ADF e KPSS a 5% de significância. Partindo-se para a análise dos correlogramas, fornecidos pela ACF e PACF, Figuras 19 e 20, observa-se a ordem dos modelos a serem testados.

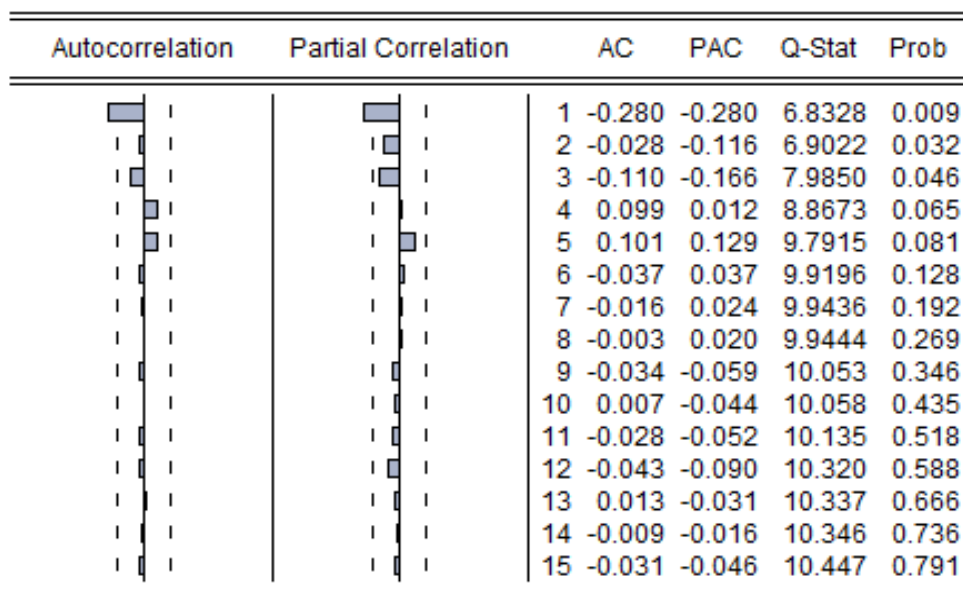


Figura 19 – ACF e PACF da variável diferenciada enxágue

Na Figura 19 observa-se um pico significativo no primeiro lag e os outros lags são não significativos. Já a FACP apresenta o primeiro lag e os outros não significativos.

Cabe salientar que os correlogramas dizem respeito às FAC e FACP da amostra e a partir deles tenta-se inferir sobre a população. Certamente não ocorrerá uma coincidência exata nos resultados de estimação, porém mesmo assim tem-se uma boa informação para construir o modelo.

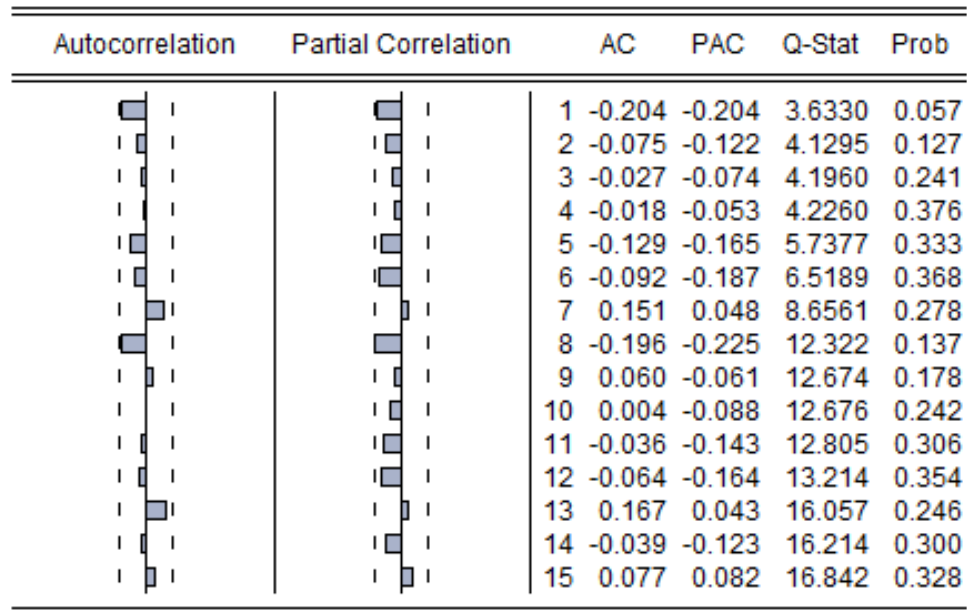


Figura 20 – ACF e PACF da variável diferenciada neutralização

Na Figura 20 existem picos significativos nos lags 1, 8 e 13 na FAC. Já na FACP os lags são não significativos, com exceção dos lags 1 e 8. Observa-se, tanto na FAC como na FACP que ambas estão um pouco inconclusivas para a definição do modelo, para tanto busca-se um apoio nos critérios penalizadores AIC e BIC para a definição final do melhor modelo.

Como sequência da pesquisa estão apresentadas, na Tabela 3, alguns modelos concorrentes e seus respectivos parâmetros que servirão como critérios de avaliação para a seleção do melhor modelo, e em negrito os melhores modelos das variáveis estudadas.

Como sequência na pesquisa estão apresentadas, na Tabela 3, as estatísticas dos modelos concorrentes que servirão como critérios de avaliação e, em destaque, os modelos selecionados das variáveis estudadas.



Tabela 3 – Modelos concorrentes para as variáveis enxágue e neutralização de acordo com os critérios estabelecidos

Modelo	Coefficientes	p-valor	AIC	BIC	RB	MAPE
<b>ARIMA (0,1,1) - Enxágue</b>						
$\theta_1$	-0,276	0,015	2,2769	2,3058	SIM	1,2451
<b>ARIMA (1,1,0) - Enxágue</b>						
Constante	0,121	0,062	2,2783	2,3366	SIM	1,5757
$\Phi_1$	-0,280	0,010				
<b>*ARIMA (0,1,1) - Enxágue</b>						
Constante	<b>0,121</b>	<b>0,023</b>	<b>2,2442</b>	<b>2,3021</b>	SIM	1,5953
$\theta_1$	<b>-0,352</b>	<b>0,001</b>				
<b>ARIMA (1,1,0) - Neutralização</b>						
$\Phi_1$	-0,202	0,065	-3,6627	-3,6335	SIM	0,2179
<b>ARIMA (0,1,1) - Neutralização</b>						
$\theta_1$	-0,264	0,014-3,6859		-3,6570	SIM	0,2142
<b>**ARIMA (1,1,1) - Neutralização</b>						
$\Phi_1$	<b>0,609</b>	<b>&lt; 0,001</b>	<b>-3,8292</b>	<b>-3,7709</b>	<b>SIM</b>	<b>0,2034</b>
$\theta_1$	<b>-0,976</b>	<b>&lt; 0,001</b>				

\*Modelo selecionado para a variável enxágue    \*\* Modelo selecionado para a variável neutralização

Na sequência apresentam-se, nas Figuras 21 e 22, os gráficos mostrando o comportamento entre os dados reais, os ajustados e os resíduos dos modelos correspondentes as variáveis enxágue e neutralização que são, respectivamente, ARIMA (0,1,1) e ARIMA (1,1,1).

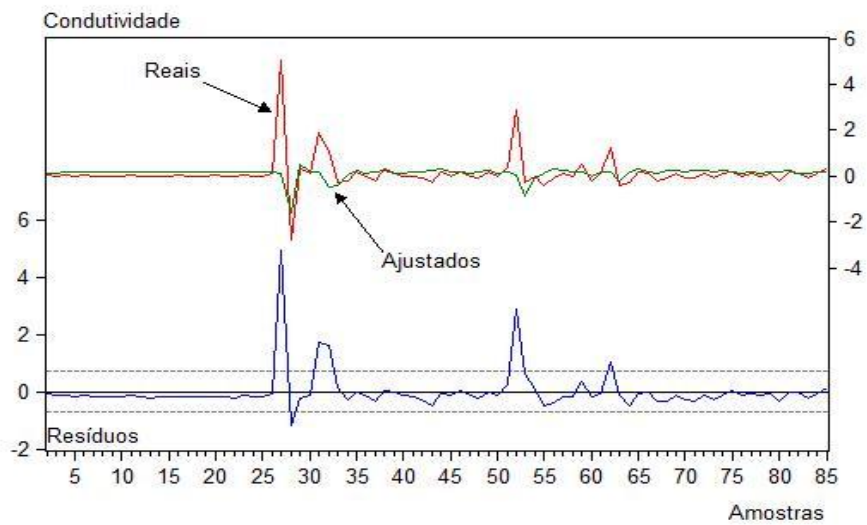


Figura 21 – Série real, dos valores ajustados e dos resíduos da variável enxágue

Observa-se, na Figura 21, o gráfico do modelo ARIMA (0,1,1), de acordo com a metodologia definida, apresentando os valores reais e ajustados onde se encontra a maior convergência entre ambos.

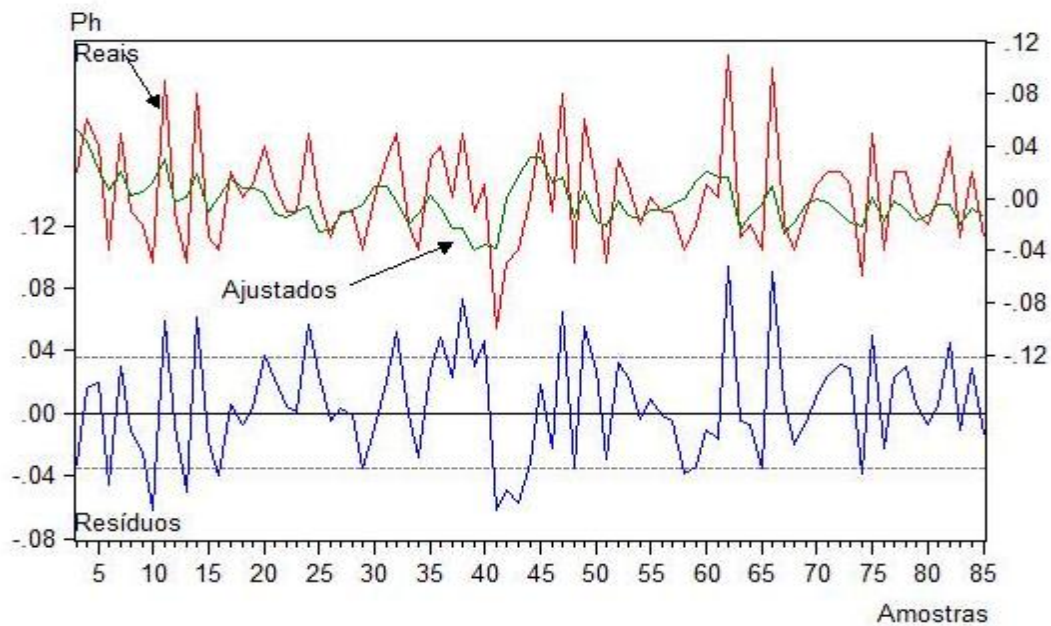


Figura 22 – Série real, dos valores ajustados e dos resíduos da variável neutralização

Similar ao encontrado na Figura 21 tem-se agora para a variável neutralização, o gráfico mostrando a maior convergência obtida entre o gráfico dos dados reais, dos valores ajustados e resíduos.

Apresenta-se, na Figura 23, a carta de controle gerada com os resíduos do melhor modelo, referentes aos valores individuais e a amplitude móvel, da variável enxágue, com dois desvios padrão da linha central.

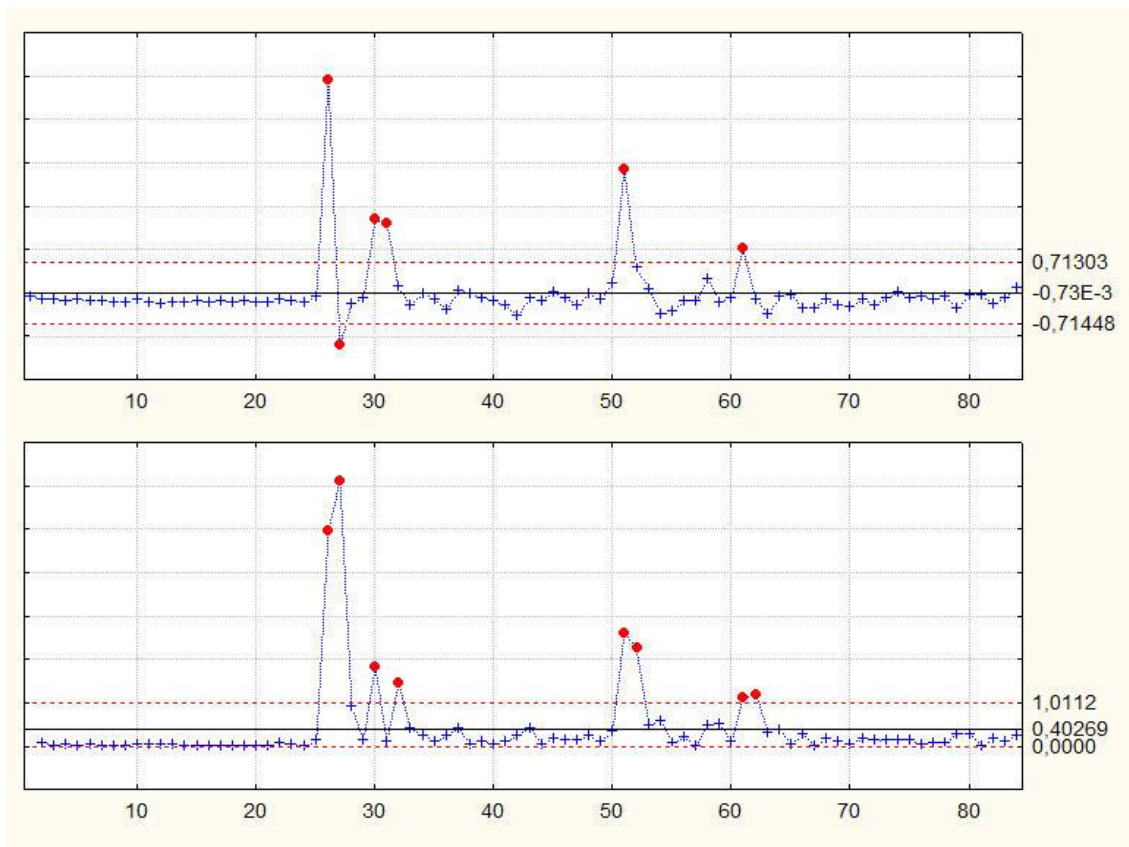


Figura 23 – Carta de controle dos resíduos, das medidas individuais e da amplitude móvel, da variável enxágue, modelagem ARIMA (0,1,1) com dois desvios padrão

A variável enxágue apresentou como melhor modelo, um ARIMA (0,1,1) que estruturado nas cartas de controle dos valores individuais e da amplitude móvel mostrou um processo fora de controle, pois foram encontrados, na carta dos valores individuais seis pontos além dos limites estabelecidos.

Os pontos fora dos limites estabelecidos são consequentes de uma maior agitação do reagente do processo no momento em que ocorre a entrada e ou saída de peças do tanque, fato este que gera uma maior movimentação do líquido e que por consequência aumenta a condutividade.

Na Figura 24, observa-se a carta de controle dos resíduos, dos valores individuais e da amplitude móvel, da variável neutralização, com dois desvios padrão da linha central.

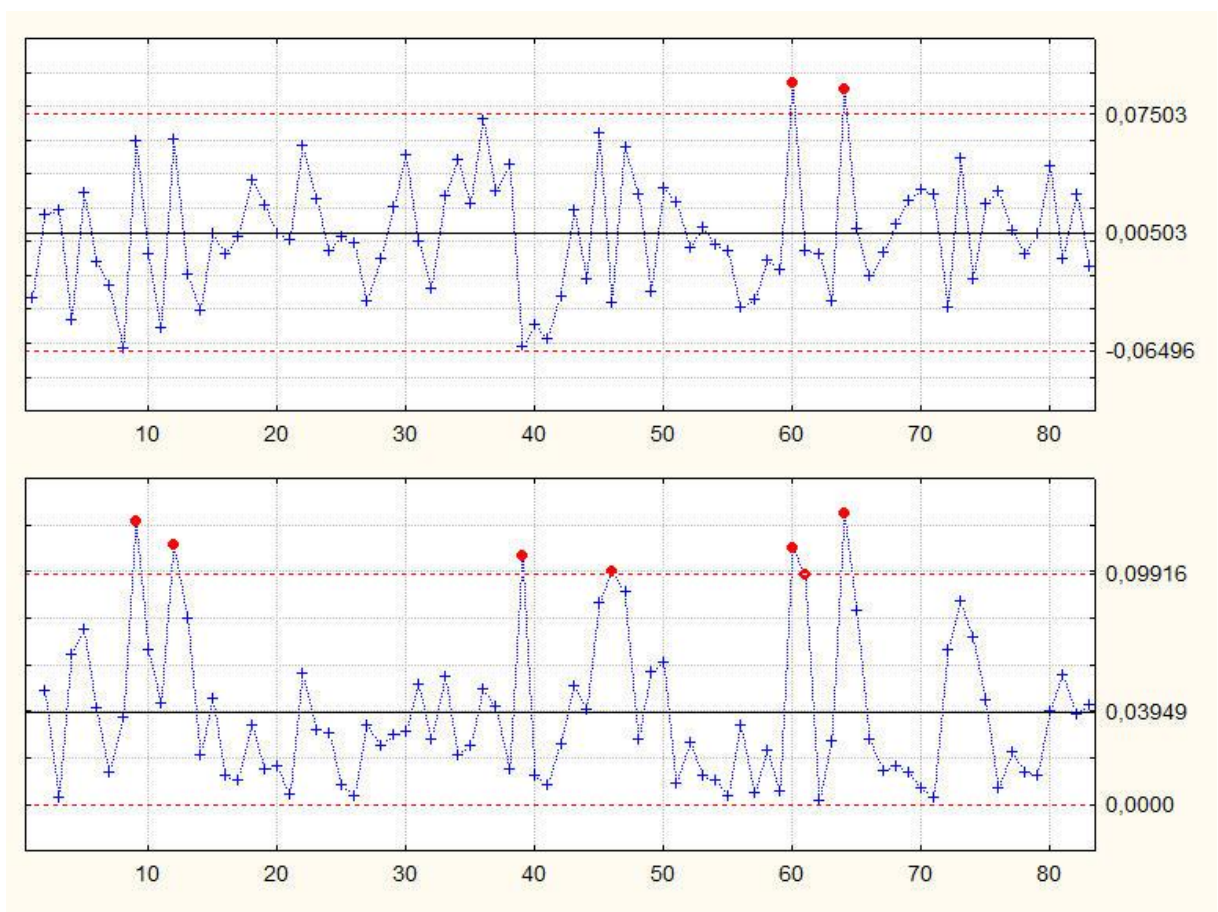


Figura 24 – Carta de controle dos resíduos, das medidas individuais e da amplitude móvel, da variável neutralização, modelagem ARIMA (1,1,1), com dois desvios padrão

Dando seguimento à análise, observa-se nas cartas de controle, dos valores individuais e da amplitude móvel, dos resíduos da variável neutralização utilizando a modelagem ARIMA (1,1,1), um processo fora de controle, pois foram encontrados dois pontos além dos limites estabelecidos.

Os pontos encontrados fora dos limites estabelecidos, na carta de controle do processo de neutralização, são consequentes de um maior arraste químico, ou seja, uma maior quantidade de íons, oriundos de partículas metálicas e ou de detergentes químicos, carregados das etapas anteriores de limpeza das peças e que foram transportados ao tanque de neutralização.

A justificativa para a elaboração de cartas de controle da variável enxágue e da variável neutralização é mostrar que o processo não estando sob controle na etapa de enxágue, primeira na ordem do processo, terá como consequência um processo fora de controle na etapa de neutralização, o que foi confirmado pelas cartas de controle.

#### **4.2 Análise dos resultados obtidos pela metodologia ARMAX**

Para a obtenção do modelo ARMAX, utilizou-se como variável de controle a neutralização, pois é a etapa que antecede a galvanização propriamente, e foram utilizadas como variáveis externas, ou exógenas, e que podem impactar no processo o enxágue, a temperatura do banho de enxágue e a temperatura do banho de neutralização.

Os testes realizados contemplaram as três variáveis exógenas, enxágue, temperatura de enxágue e temperatura de neutralização, diferenciadas e com defasagens, sendo que o modelo encontrado cumpriu com os critérios de admissibilidade dos parâmetros, aos p-valores e ao ruído branco.

A seleção dos modelos teve como ponto de partida o modelo selecionado na metodologia ARIMA e a este foram testadas, para investigação, as variáveis externas com suas defasagens. Encontram-se, na Tabela 4, as estatísticas dos modelos concorrentes e, em destaque, o modelo selecionado com suas ordens de diferenciação e a variável exógena definida

Tabela 4 – Modelos concorrentes obtidos pela metodologia ARMAX

Modelo	Coeficiente	p-valor (p ≤ 7%)	AIC	BIC	RB	MAPE
<b>ARMAX (1,1,1) D(E)</b>						
<b>D(E)*</b>	<b>0,004</b>	<b>0,059</b>	<b>-3,8491</b>	<b>-3,7617</b>	<b>Sim</b>	<b>0,2034</b>
<b>Φ<sub>1</sub></b>	<b>0,559</b>	<b>0,000</b>				
<b>θ<sub>1</sub></b>	<b>-0,978</b>	<b>0,000</b>				
<b>ARMAX (1,1,1) D(E) D(T_E)</b>						
D(E)	0,006	0,021	-3,8490	-3,7324	Sim	0,2027
D(T_E)**	-0,023	0,172				
Φ <sub>1</sub>	0,554	0,000				
θ <sub>1</sub>	-0,976	0,000				
<b>ARMAX (1,1,1)D(E) D(T_N) D(T_E)</b>						
D(E)	0,008	0,013	-3,8385	-3,6928	Sim	0,2020
D(T_N)***	-0,020	0,287				
D(T_E)	-0,013	0,473				
Φ <sub>1</sub>	0,563	0,000				
θ <sub>1</sub>	-0,979	0,000				
<b>ARMAX(1,1,1)D(E(-1))</b>						
D(E)	0,003	0,385	-3,8313	-3,7139	Sim	0,2013
D(E(-1))****	0,000	0,812				
Φ <sub>1</sub>	0,528	0,000				
θ <sub>1</sub>	-0,979	0,000				

\*Variável Enxágue diferenciada

\*\*Variável Temperatura de enxágue diferenciada

\*\*\*Variável Temperatura de neutralização diferenciada \*\*\*\*Variável Enxágue diferenciada com uma defasagem

O modelo selecionado, ARMAX (1,1,1)D(E), em destaque na Tabela 4, apresenta o menor p-valor dentre os concorrentes, faixa de 6%, e os menores valores para os critérios penalizadores. Nesse modelo tem-se a variável exógena enxágue com duas defasagens

Validando a escolha do melhor modelo tem-se na Figura 25 a comprovação de não autocorrelação e na Figura 26 a comprovação de média zero e variância constante, configurando a característica de ruído branco, isto é,  $RB \sim (0, \sigma^2)$ .

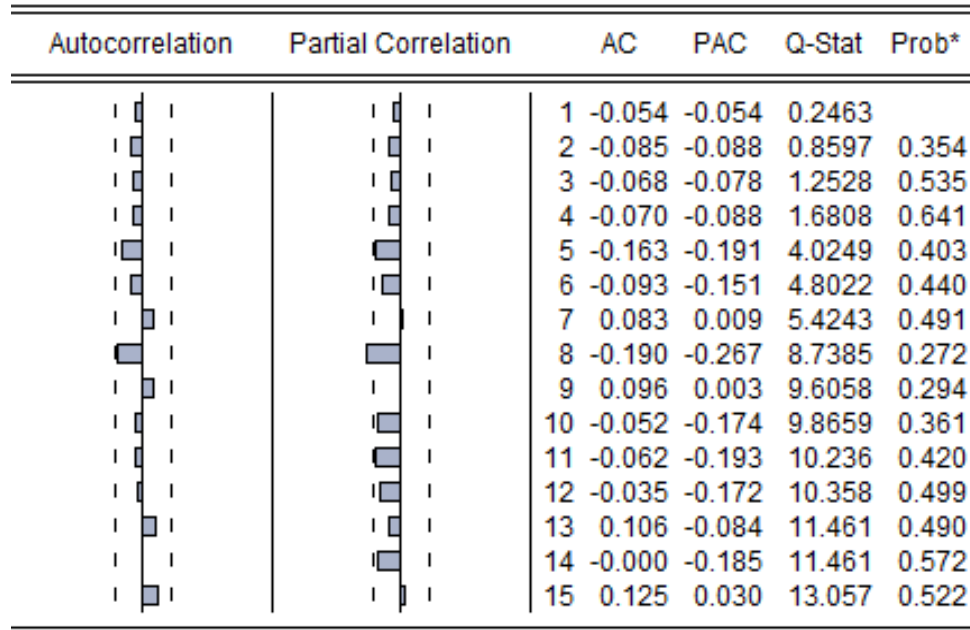


Figura 25 – Correlograma dos resíduos do modelo ARMAX

Fonte: Eviews versão 8.0.

Na Figura 25 observa-se que os resíduos do modelo encontrado se situam dentro dos limites de confiança de 5%.

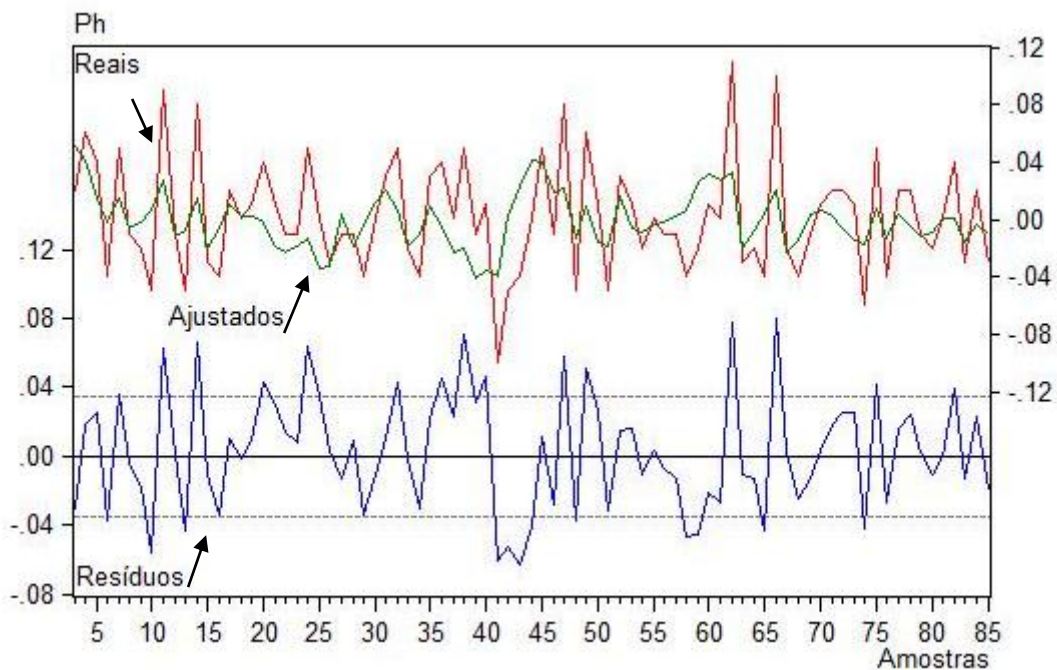


Figura 26 – Gráfico dos resíduos do modelo ARMAX

Fonte: Eviews versão 8.0.



Na Figura 26 apresentam-se os resíduos do modelo selecionado e seu comportamento estável em torno de uma média zero.

Como forma de avaliação do processo de eletrogalvanização, por meio da metodologia ARMAX, apresenta-se a carta de controle gerada com os resíduos do modelo selecionado mostrando o comportamento dos dados no decorrer do tempo.

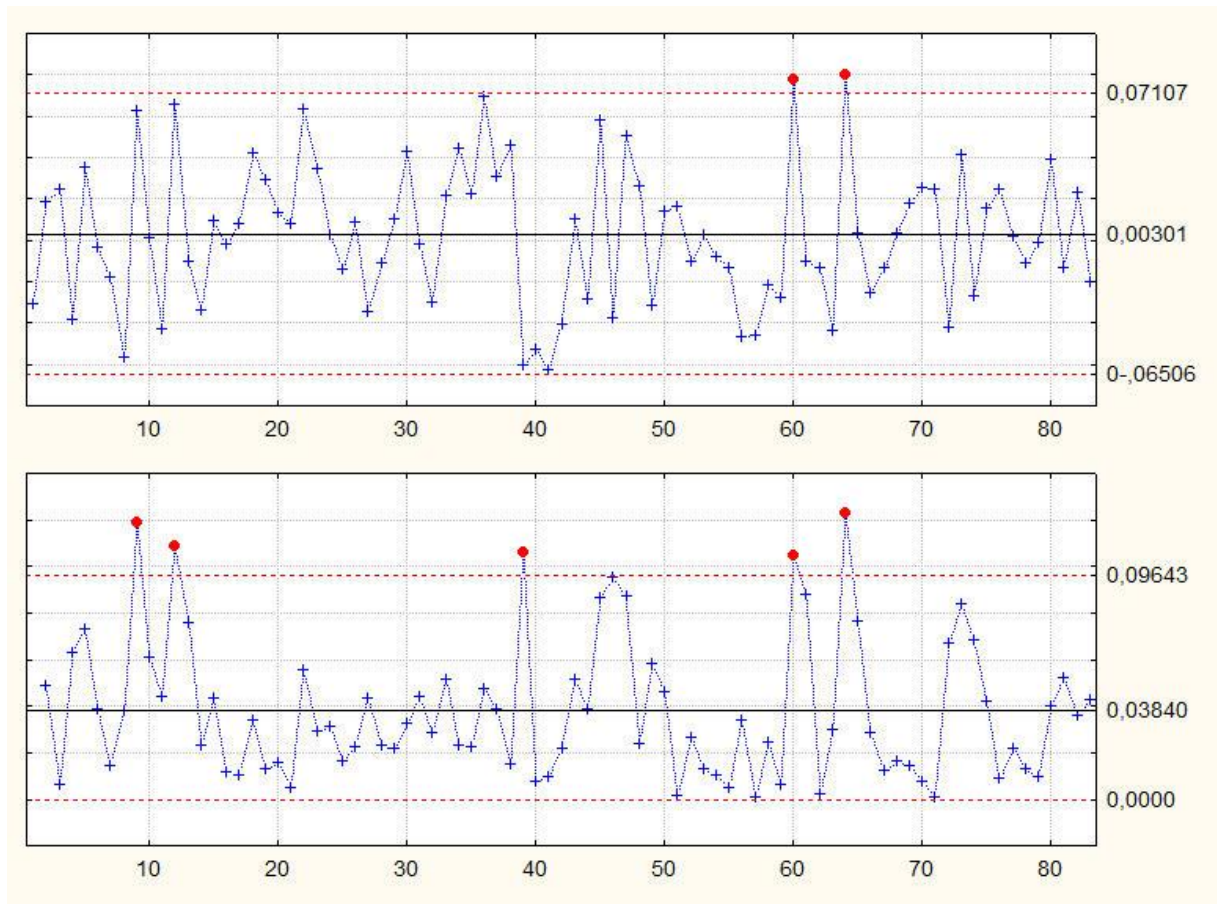


Figura 27 – Carta de controle dos resíduos, das medidas individuais e da amplitude móvel da variável neutralização – modelagem ARMAX (1,1,1) D(E) com dois desvios padrão

Fonte: Statistica versão 9.1

Observa-se nas cartas de controle dos resíduos da variável neutralização, utilizando a modelagem ARMAX, mostra um processo fora de controle. É importante destacar que para a formação dessa carta trabalhou-se com um modelo onde além da variável endógena acrescentou-se uma variável exógena que tem o objetivo de, em conjunto, formar o melhor modelo dos possíveis testados.



### 4.3 Análise dos resultados obtidos pelo MRLM

Os resultados, utilizando-se o método de regressão linear múltipla, encontram-se na Tabela 5, com os modelos concorrentes e, em destaque, o modelo selecionado.

Tabela 5 – Modelos concorrentes obtidos pela metodologia MRLM

Modelo	Coeficiente	p-valor	AIC	BIC	R <sup>2</sup>	R <sup>2</sup> ajust	MAPE
Constante	5,517	0,000	-3,8430	-3,7561	0,509	0,497	0,2041
E*	0,002	0,061					
N(-1)**	0,593	0,000					
Constante	14,134	0,000	-3,3643	-3,2780	0,269	0,251	
E	0,002	0,000					
T_N***	-0,038	0,028					
Constante	14,048	0,000	-3,3455	-3,2593	0,255	0,237	
E	0,009	0,001					
T_E****	-0,003	0,071					
N(-1)	1,00013	0,000	-3,6349	-3,6060	0,367	0,367	0,2234
E	-0,0003	0,777	-3,6121	-3,5542	0,367	0,359	0,2235
N(-1)	1,0006	0,000					

\*variável enxágue \*\*variável Neutralização com uma defasagem

\*\*\*variável Temperatura de neutralização \*\*\*\*Variável Temperatura de enxágue

A primeira informação acerca do modelo selecionado é que as variáveis regressoras selecionadas explicam até 50,9% do comportamento da variável independente e que este modelo é composto pela variável enxágue (E) e pela variável neutralização com uma defasagem.

Com o modelo selecionado foi possível obter a equação matemática abaixo, onde tem-se  $N = 5,517 + 0,002E + 0,593 N(-1)$ . Observa-se que a variável dependente neutralização é explicada por uma constante (5,517) mais a influência da variável independente enxágue e também da variável neutralização com uma defasagem. Todas as variáveis predictoras são significativas ao nível de 6%, como mostrado na Tabela 5.

Encontrou-se, de acordo com o gráfico da Figura 28, que a suposição de normalidade pode ser considerada válida, pois os pontos do gráfico encontram-se localizados próximos e ao longo da reta.

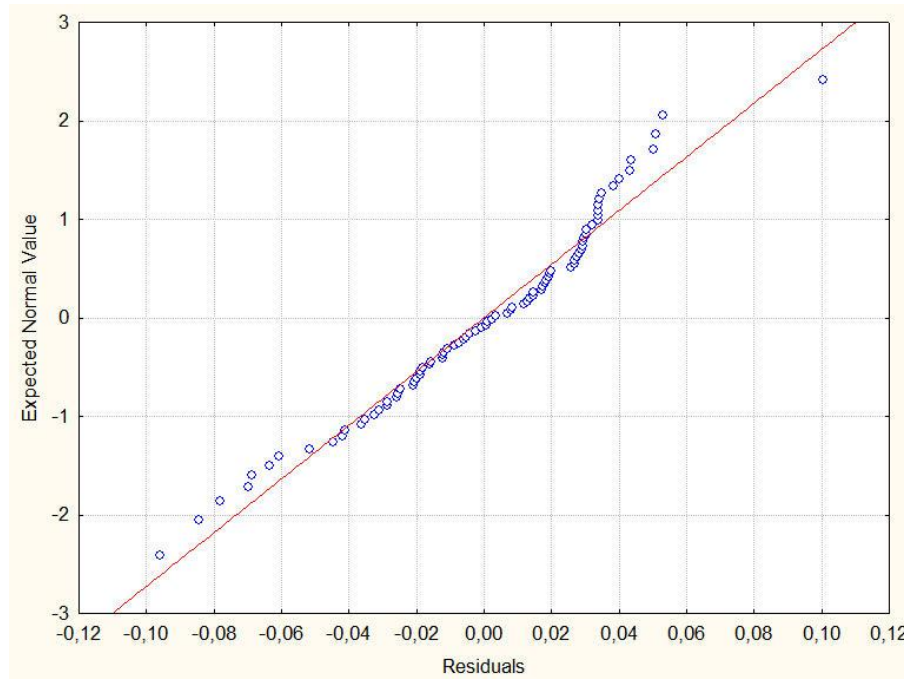


Figura 28 – Gráfico da normalidade dos resíduos

Fonte: Statistica versão 9.1

Também verificou-se, por meio da estatística de Jarque-Bera, a normalidade dos dados, onde foram encontrados os valores de assimetria=0,627 e Curtose=3,38 os quais são próximos aos parâmetros ideais, sendo  $JB= 6,09$  com p-valor 0,040. Encontrou-se, para a verificação da homocedasticidade, uma distribuição aleatória dos erros, o que permite concluir que a distribuição é homocedástica, mostrando que não existe tendência entre os dados. Apresenta-se, na Figura 29, o gráfico dos valores preditos versus o resíduo confirmando a homocedasticidade condicional.

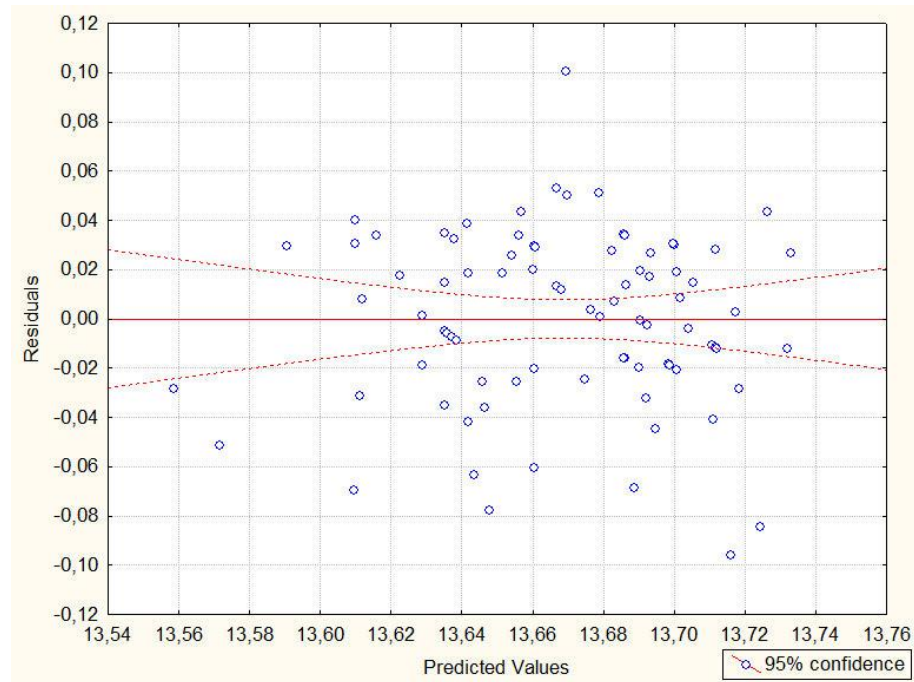


Figura 29 – Gráfico da homocedasticidade dos resíduos

Fonte: Statistica versão 9.1

Também para confirmação da não violação dessa característica verificou-se, por meio do teste de Heterocedasticidade ARCH, onde os resultados apresentaram-se não significativos. Dando continuidade à verificação das suposições que confirmam a seleção do melhor modelo, foi verificado se existe correlação entre os resíduos. Para esta inspeção utilizou-se do teste estatístico de Durbin-Watson, que apresentou um valor de 2,03, o que mostra que a suposição não foi violada, apontando que os resíduos são descorrelacionados.

Os resíduos validados, por meio dos testes apresentados até aqui, serviram como uma nova base de dados para o estabelecimento das cartas de controle para fins de gerenciamento do processo. Apresenta-se, na Figura 29, a carta de controle dos resíduos do modelo selecionado pela metodologia MRLM com limites de controle a dois desvios padrão.

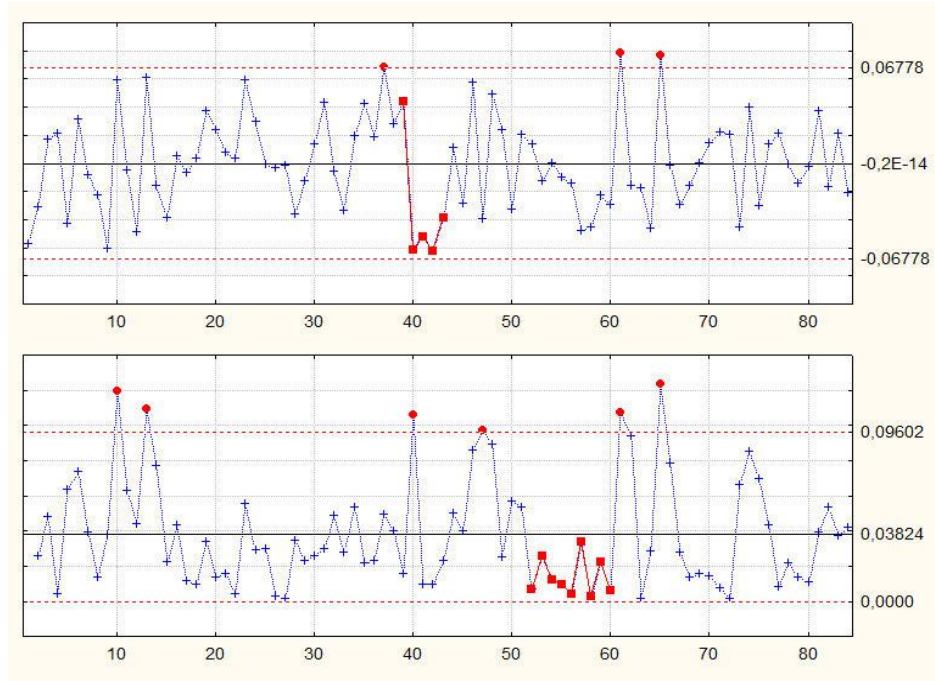


Figura 30 – Carta de controle dos resíduos, das medidas individuais e da amplitude móvel, da variável neutralização - modelagem de regressão  $N = f(C, E, N(-1))$ , com dois desvios padrão

Fonte: Statistica versão 9.1.

Na carta de controle gerada com os resíduos do melhor modelo de regressão encontrou-se também um processo fora de controle confirmado pelos dois pontos fora dos limites na carta dos valores individuais.

Neste momento, como forma de determinação da carta mais efetiva, é feito um comparativo entre as cartas de controle geradas com os resíduos do melhor modelo encontrado nas metodologias ARIMA, ARMAX e MRLM.

A definição da melhor metodologia, e por consequência da melhor carta, foi definida por uma avaliação conjunta considerando os critérios penalizadores AIC e BIC e o MAPE. Os dados apresentam-se na Tabela 6

Tabela 6 – Critérios para seleção entre modelos – ARIMA, ARMAX e MRLM

Modelo	AIC	BIC	RB	MAPE
ARIMA (1,1,1)	-3,8292	-3,7709	SIM	0,203432
ARMAX (1,1,1) D(E)	-3,8491	-3,7617	SIM	0,203446
MRLM (N C E N(-1))	-3,8430	-3,7561	SIM	0,204147

Analisando-se os três critérios AIC, BIC e MAPE vê-se que eles apontam para resultados diferentes, pois o AIC aponta para o ARMAX e o BIC aponta para o ARIMA, cujos resultados são os menores para cada modelo. Como o foco do estudo é encontrar os resíduos para fins de monitoramento, busca-se um modelo que apresente o menor valor de MAPE, portanto opta-se pelo modelo ARIMA

A carta selecionada apresentou pontos fora dos limites de controle, e como indicados por Pedrini e ten Caten (2008) esses pontos serão retirados e será estimado um novo modelo: Para tanto o novo banco de dados é igual ao primeiro com a supressão das observações encontradas fora dos limites de controle na carta da amplitude móvel. Encontram-se, na Tabela 7, os modelos concorrentes, em destaque o modelo selecionado, e os respectivos parâmetros que serviram como critério de avaliação para a seleção do melhor modelo da segunda fase.

Tabela 7 – Modelos concorrentes da segunda fase de modelagem

Modelo	Coefficiente	p-valor	AIC	BIC	RB	MAPE
ARIMA (1,1,0)						
$\Phi_1$	-0,2349	0,0403	-3,5486	-3,5180	SIM	0,2350
ARIMA (2,1,0)						
$\Phi_1$	-0,2841	0,0152	-3,5660	-3,4982	SIM	0,2290
$\Phi_2$	-0,2194	0,0592				
ARIMA (0,1,1)						
$\theta_1$	-0,3714	0,0008	-3,5929	-3,5625	SIM	0,2302
ARIMA (0,1,2)						
$\theta_1$	-0,3906	0,0003	-3,6646	-3,6038	SIM	0,2182
$\Theta_2$	-0,4203	0,0001				
ARIMA (0,1,2)						
Constante	0,0010	0,018	-3,7136	-3,6223	SIM	0,2157
$\theta_1$	-0,4736	<0,001				
$\Theta_2$	-0,4964	<0,001				
ARIMA(1,1,1)						
$\Phi_1$	0,5313	<0,001	-3,7420	-3,6808	SIM	0,2126
$\theta_1$	-0,9629	<0,001				
<b>*ARIMA (1,1,1)</b>						
<b>Constante</b>	<b>0,0009</b>	<b>0,0414</b>	<b>-3,7707</b>	<b>-3,6787</b>	<b>SIM</b>	<b>0,2088</b>
<b><math>\Phi_1</math></b>	<b>0,4509</b>	<b>&lt;0,001</b>				
<b><math>\theta_1</math></b>	<b>-0,9757</b>	<b>&lt;0,001</b>				

\*Modelo selecionado para a variável neutralização

Apresenta-se, na Figura 31, com o novo modelo ARIMA (1,1,1) encontrado, a carta de controle gerada com os resíduos dessa modelagem e que será utilizado para monitoramento

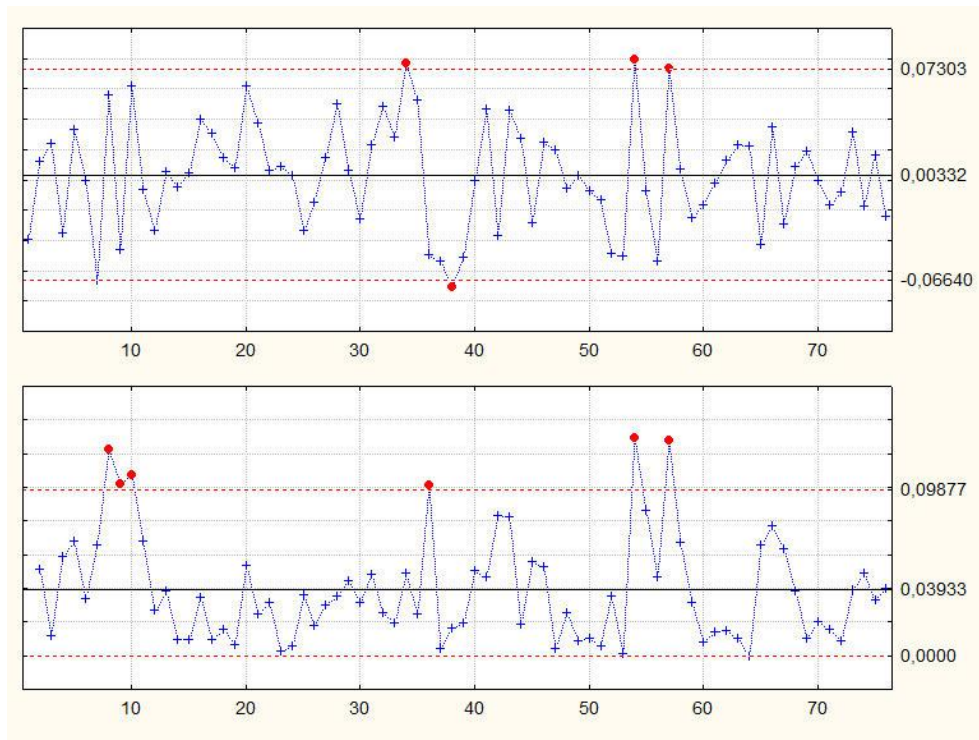


Figura 31 – Carta de controle dos resíduos das medidas individuais e da amplitude móvel da variável neutralização - modelagem ARIMA (1,1,1) com dois desvios padrão – Segunda fase

Fonte: Statistica versão 9.1.

A carta obtida nessa segunda fase, de acordo com a metodologia utilizada, é a ferramenta utilizada para o monitoramento do processo.

#### 4.4 Análise da comparação entre as cartas de controle do ARIMA com as cartas de controle das variáveis originais

Tem-se, nas Figuras 32 e 33, as cartas de controle convencionais, dos valores individuais e da amplitude móvel, das variáveis originais, enxágue e neutralização.



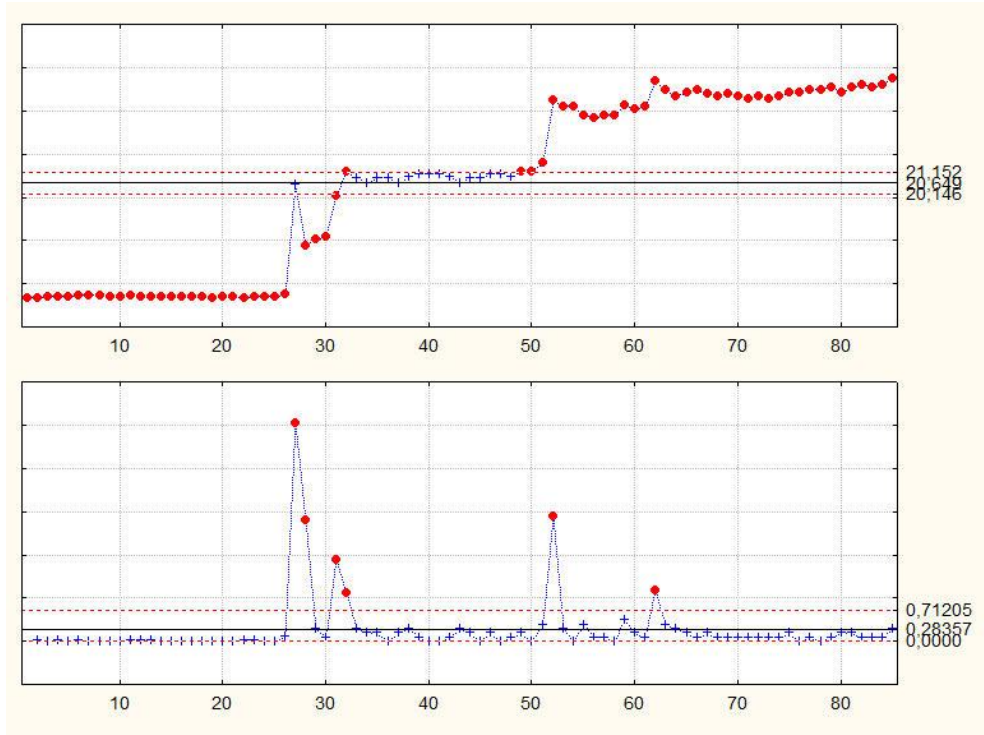


Figura 32 – Carta de controle convencional da variável enxágue usando as medidas individuais e a amplitude móvel, com dois desvios padrão

Fonte: Statistica versão 9.1.

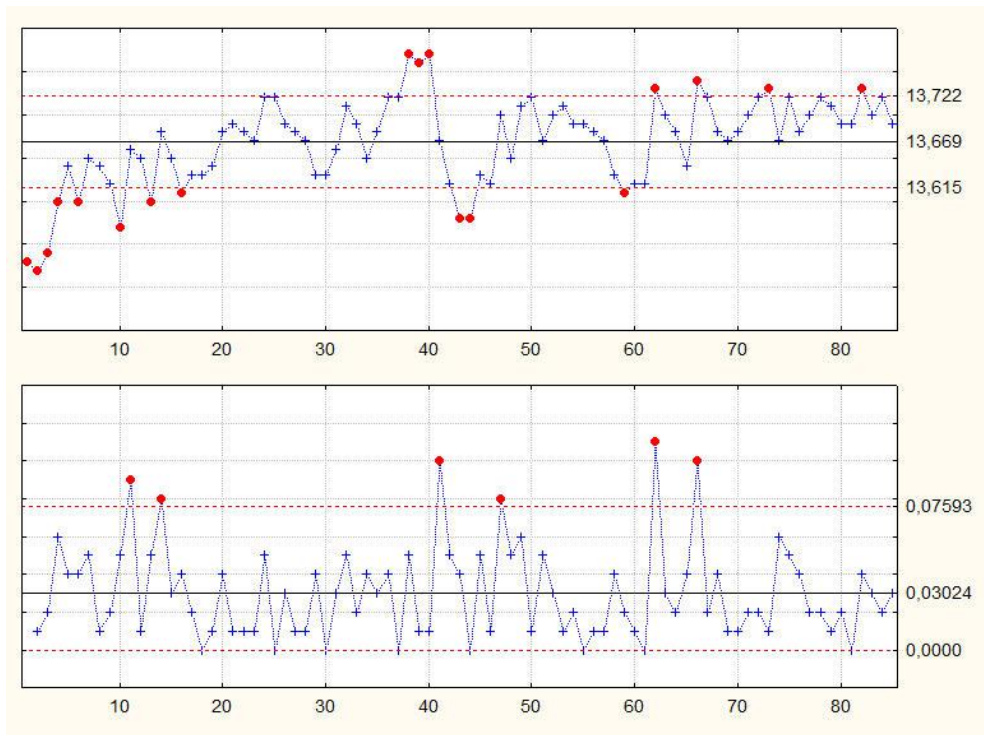


Figura 33 – Carta de controle convencional da variável neutralização usando as medidas individuais e a amplitude móvel, com dois desvios padrão

Fonte: Statistica versão 9.1.

Este item justifica o uso da modelagem ARIMA em vez de aplicar as cartas de controle diretamente sobre as variáveis originais que estão autocorrelacionadas. O número de pontos encontrados fora dos limites de controle nas cartas das variáveis originais, Figuras 32 e 33, na verdade referem-se a falsos alarmes, o que foi corrigido com a metodologia ARIMA que utilizou os resíduos de um modelo que apresentaram características de ruído branco, ou seja, esses valores apresentam média zero, variância constante, resultando numa carta de controle com bem menos pontos fora dos limites.



## 5 CONCLUSÃO

A relevância da pesquisa desenvolvida foi por determinar a eficiência que as cartas de controle aplicadas aos resíduos de uma determinada metodologia apresentam frente às cartas de controle aplicadas diretamente as variáveis originais, que não consideram a autocorrelação entre os dados.

A modelagem mais apropriada para o estudo realizado foi a obtida com a metodologia ARIMA, onde se confirma, para o caso específico de eletro galvanização, que as etapas do processo apesar de sofrerem influência dos processos anteriores são bem monitoradas pela metodologia indicada.

O trabalho realizado com a metodologia ARMAX e MRLM foi útil para mostrar a influência das variáveis externas, porém os critérios de seleção utilizados na pesquisa apresentaram valores inferiores aos critérios de seleção da modelagem ARIMA. Como característica dos modelos ARIMA de captar efeitos com memória curta, reflete bem o processo produtivo, pois quando há uma passagem de uma etapa para a outra, o processo é interrompido por meio do enxágue.

Salienta-se que para o monitoramento de um processo que apresente autocorrelação entre as observações e quando essa característica é desprezada pode-se, na análise das cartas de controle, considerar o processo sob controle estatístico quando na verdade existem causas especiais de variação presentes do processo, e, por outro lado, identificar causas especiais de variação quando na realidade elas não existem e o processo está sob controle. Por consequência os resultados apresentados por essas cartas podem levar a empresa a investir em melhorias que não trariam os melhores resultados, aumentando o custo no investimento inicial.

Destaca-se como contribuição para a empresa que com esse processo de monitoramento haverá um melhor aproveitamento dos reagentes químicos utilizados, pois suas correções serão realizadas no momento em que a solução tornar-se saturada e não mais conseguir realizar sua função, dessa forma o custo benefício dos reagentes envolvidos seria o mais efetivo.

Analisando a etapa de galvanização, que é o processo posterior a neutralização, dentro desse tratamento de superfície, teria-se nesse tanque peças

totalmente isentas de reagentes químicos do enxágue, pois a neutralização estaria realizando bem a sua função, o que diminuiria o problema do araste químico, que tem como consequência uma sensível diminuição da vida útil dos banhos envolvidos.

Importante destacar um fato comum as três metodologias, que na segunda fase da carta de controle, quando se retira um ponto fora de controle e se reestima o modelo pode-se chegar a um novo modelo e a novos resíduos.

Tem-se como sugestão para trabalhos futuros trabalhar também com observações do tanque de galvanização das peças, para que se possa comprovar o desempenho dessa etapa com o controle do enxágue e da neutralização, para tal é sugerido uma pesquisa utilizando-se a análise dos componentes principais.

Teve-se como limitação para a pesquisa o número de observações coletadas que não foi representativo para conclusões do processo como um todo.

## REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ABBAD, G.; TORRES, C. V. **Regressão Múltipla Stepwise e hierárquica em Psicologia Organizacional: Aplicações, Problemas e Soluções**. Estudos de Psicologia, Natal, 2002.

ABNT – Associação Brasileira de Normas Técnicas. **NBR 8094/83. MATERIAL METÁLICO REVESTIDO E NÃO REVESTIDO – Corrosão por exposição à névoa salina**. ABNT – Associação Brasileira de Normas Técnicas, 1983.

ALBUQUERQUE, P. H. M.; SILVA, L. C.; MALUF, Y. S. Estimação da Influência de variáveis Macroeconômicas sobre o faturamento de organizações siderúrgicas usando o ARMAX. **Gestão e Produção**, v. 21, n. 3, 2014.

ARMSTRONG, J. T. **Strategic planning and forecast fundamentals**. Pennsylvania: University of Pennsylvania, 1983. Disponível em:

<[http://repository.upenn.edu/cgi/viewcontent.cgi?article=1132&context=marketing\\_ppapers](http://repository.upenn.edu/cgi/viewcontent.cgi?article=1132&context=marketing_ppapers)>. Acesso em: 26 jan. 2015.

BARROS, E. A. C.; SIMÕES, P. A.; ACHCAR, J. A.; MARTINEZ, E. Z.; SHIMANO, A. C. Métodos de estimação em regressão linear múltipla: aplicação e dados clínicos. **Revista colombiana de estatística**, v. 31, p. 111-129, 2008.

BAXTER, M. **Projeto de produto**. São Paulo: Blucher, 2000.

BENNEYAN, J. C. **Design, use, and performance of statistical control charts for clinical process improvement**. University of Northeastern, 2001.

BERSIMIS, S.; PSARAKIS, S.; PANARETOS, J. Multivariate statistical process control charts: An overview. **Quality and Reliability Engineering International**. 23: 517-543. 2007.

BIERENS, H. J. ARMAX model specification testing, with an application to unemployment in the netherlands. Faculty of Economics and Econometrics, free University, 1007 MC Amsterdam. **Journal of Econometrics**, 35(1987) 161-190, 1987.

BROOKS, C. **Introductory econometrics for finance**. ICMA Centre, University of Reading, UK, 2008. Disponível em:  
<[https://www.google.com.br/?gfe\\_rd=cr&ei=h3cJVYKDNyik8we\\_-YCoCQ&gws\\_rd=ssl#q=brooks+c.\(2008\)+introductory+econometrics+for+finance+pdf](https://www.google.com.br/?gfe_rd=cr&ei=h3cJVYKDNyik8we_-YCoCQ&gws_rd=ssl#q=brooks+c.(2008)+introductory+econometrics+for+finance+pdf)> Acesso em: 12 dez. 2014.

BROWN, T. L.; Jr, H. E. L.; BURSTEN, B. E. **Química e ciência central**. São Paulo: Prentice Hall, 2005.

CAI, D. Q.; XIE, M; GOH, T. N.; TANG, X. Y. **Economic design of control chart for trended processes**. Department of Industrial and Systems Engineering, National University of Singapore, 2001.

CASARIN, V. A.; SOUZA, A. M.; MENEZES, R.; SPIM, J. A. Continuous casting process stability evaluated by means of residuals control charts in the presence of cross-correlation and autocorrelation. **International Journal of Academic Research**, vol. 4, n. 3, may, 2011.

CHARNET, R.; FREIRE, C. A. L.; CHARNET, E. M. R.; BONVINO, H. **Análise de modelos de regressão linear**. 2. ed. São Paulo: Unicamp, 2008.

CHONTANAWAT, J.; HUNT, L. C.; PIERSE, R. **Causality between energy consumption and GDP: Evidence from 30 OECD and 78 Non-OECD countries**. Department of Economics University of Surrey. 2006.

COSTA, A. F. B.; EPPRECHT, E. K.; CARPINETTI, L. C. R. **Controle estatístico de qualidade**. 2. ed. São Paulo: Atlas, 2012.

DICKEY, D.; FULLER, W. Distribution of the estimators for autoregressive time series with a unit root. **Journal of the American Statistical Association**, v. 84, p. 427-431, 1979.

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

FRANSES, P. H. Primary demand for beer in the Netherlands: An application of ARMAX model Specification. **Journal of Marketing Research**. v. 28. 1991.

FONTANA, M. G. **Corrosion by electrolytes is simple**. Ohio State University. IEC-Industrial and Engineering Chemistry, v. 48, n. 10.1956.

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

JACOBI, L. F.; SOUZA, A. M.; PEREIRA, J.E. Gráfico de controle de regressão aplicado ao monitoramento de processos. **Revista Produção**, v. 12, n. 1, 2002.

KWIATKOWSKI, D.; PHILLIPS, P. C. B.; SCHMIDT, P.; SHIN, Y. Testing the null hypothesis of stationarity against the alternative of a unit root. **Journal of Econometrics**, 54, 1992.

LATORRE, M. R. D. O.; CARDOSO, M. R. A. Análise de séries temporais em epidemiologia: uma introdução sobre os aspectos metodológicos. **Revista brasileira de epidemiologia**, v. 4, n. 3, 2001.

LEE, Y. S. TONG, L. I. **Forecasting time series using a methodology based on autoregressive integrated moving average and genetic programming**. Department of Industrial Engineering and Management, National Chiao Tung University, 2010.

LIN, Jin-Lung. **Notes on testing Causality**. Institute of economics, Academia Sinica, Department of Economics, National Chengchi University, 2008.

MADDALA, G. S. **Introduction to econometrics**. 2. ed. Prentice-Hall Inc. Englewood Cliffs, New Jersey. 1992.

MANDEL, B. J. The regression control chart. **Journal of Quality Technology**. v. 1, n. 1, p. 1-9, 1969.

MINGOTI, S. A.; YASSUKAWA, F. R. S. Uma comparação de gráficos de controle para a média de processos autocorrelacionados. **Revista eletrônica Sistemas e Gestão**, v. 3; n. 1; p. 55-73, abr. 2008.

MONTGOMERY, D. C. **Introdução ao controle estatístico de qualidade**. 4 ed. Rio de Janeiro: LTC. 2009.

MORETTIN, P. A.; TOLOI, C. M. C. **Análise de séries temporais**. São Paulo: Edgard Blücher, 2006.

NASCIMENTO, A. C. C.; JÚNIOR, J. I. R.; NASCIMENTO, M. Planejamento de gráficos de controle de regressão via simulação. *Centro Científico Conhecer*, v. 8, n. 14, p. 1686-1698, 2012.

NOMELINI, Q. S. S; FERREIRA, E. B; OLIVEIRA, M. S. Estudo dos padrões de não aleatoriedade dos gráficos de controle de Shewhart: um enfoque probabilístico. **Gestão e Produção**, v. 16, n. 3; p. 414-421, set. 2009.

OLIVERIA, S. C.; PEREIRA, L. M. M.; HANASHIRO, J. T. S.; VAL, P. C. A study about the performance of time series models for the analysis of agricultural prices. **GEPROS: Gestão da Produção, Operações e Sistemas**. Ano 7, n. 3, p. 11-27, jul-set. 2012.

PEDRINI, D. C.; TEN CATEN, C. S. Comparação entre gráficos de controle para resíduos de modelos. **GEPROS: Gestão da Produção, Operações e Sistemas**. Ano 3, n. 4, p. 123-140, out-dez. 2008.

PEREIRA, Z. L.; REQUEIJO, J. G. **Qualidade**: Planejamento e controlo estatístico de processos. Coedição Faculdade de Ciências e tecnologia da Universidade Nova de Lisboa, 2008.

ROSA, L. C. **Introdução ao controle estatístico de processo**. Editora da UFSM, 2009.

ROTONDARO, R. G. **Seis sigma**: estratégia gerencial para a melhoria de processo, produtos e serviços. São Paulo: Atlas. 2002.

SANTOS, F. C.; ALBUQUERQUE, M. A.; OLIVEIRA, M. C. C.; ECHEVARRIA, A. A. Corrosão e os agentes anticorrosivos. **Revista Virtual de Química**, 2014.

SHU, L.; TSUNG, F.; TSUI, K. Run-length performance of regression control charts with estimated parameters. **Journal of Quality Technology**, 2004.

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

SOUZA, A. M.; SOUZA, F. M.; FERREIRA, N.; MENEZES, R. Electrical energy supply for Rio Grande do Sul, Brazil, using forecast combination of weighted eigenvalues. **GEPROS – Gestão da Produção, Operações e Sistemas**. n. 3, 23-39 p.; jul./set. 2011.

SOUZA, A. M.; SOUZA, F. M.; MENEZES, R. Procedure to evaluate multivariate statistical process control using arima-arch models. Japan Industrial Management Association, p. 112-123, ap. 2012.

SOUZA, A. M.; JACOBI, L. F.; PEREIRA, J. E. **Gráficos de controle de regressão usando a estatística**. Editora Visual Books, 2005.

SOUZA, A. M.; SOUZA, F. M.; ZANINI, R. R.; REICHERT, B.; JUNIOR, A. V. L. Applications residual control charts based on variable limits. **IJERA – Institute Journal of Engineering Research and Applications**, 44-50 p., may. 2015.

TOMACHUK, C. R.; SANTOS, A. S.; QUEIROZ, F. M. **Investigação de camada de conversão à base de cromo trivalente sobre o aço eletro galvanizado**. v. 9, n. 4, 2012.

VAZ, E. L. S.; CODARO, E. N.; ACCIARI, H. A. Uma experiência de corrosão metálica em meio ácido. **Revista Virtual de Química**, 2013.

VLACK, L. H. V. **Princípio de ciência e tecnologia dos materiais**. Rio de Janeiro, 1984.

WERKEMA, M. C. C.; AGUIAR, S. **Análise de regressão: como entender o relacionamento entre as variáveis de um processo**. Belo horizonte, Fundação Christiano Ottoni, 1996.

WERNER, L.; RIBEIRO, J. L. D.; **Previsão de demanda: uma aplicação dos modelos Box-Jenkins na área de assistência técnica de computadores pessoais**. GEPROS; Gestão da Produção, Operação e Sistemas; v. 10, n. 1; p. 47-67. abr. 2003.

WILLIAMS, M. N.; GRAJALES, C. A. G.; KURKIEWICZ, D. **Practical assessment, research e evaluation**. v. 18, n. 11, 2013.

ZEMPULSKI, L. N.; ZEMPULSKI, M. F. S. **Dossiê técnico – Galvanização Eletrolítica**. Instituto de Tecnologia do Paraná. SBRT – Serviço Brasileiro de Respostas Técnicas, 2007.

## **ANEXOS**



### Anexo A – Planilha das variáveis analisadas

Hora	Etapa de Enxágue		Etapa de Neutralização	
	Variável Condutividade	Temperatura °C	Variável Ph	Temperatura °C
00:05	15,34	16,8	13,53	18
00:10	15,39	17	13,52	17,4
00:15	15,40	16,9	13,54	17,5
00:20	15,44	16	13,60	16,5
00:25	15,44	17	13,64	17
00:30	15,47	16,9	13,60	17,5
00:35	15,46	16,9	13,65	17,4
00:40	15,47	16,8	13,64	17,4
00:45	15,45	16,8	13,62	16,9
00:50	15,44	16,9	13,57	16,8
00:55	15,48	16,8	13,66	16,8
01:00	15,45	16,8	13,65	17,1
01:05	15,40	16,8	13,60	17,1
01:10	15,41	16,8	13,68	17,1
01:15	15,40	17	13,65	17,1
01:20	15,42	16,8	13,61	17,1
01:25	15,40	16,9	13,63	17,1
01:30	15,41	16,9	13,63	17
01:35	15,39	17	13,64	17,1
01:40	15,41	16,9	13,68	17,1
01:45	15,40	17	13,69	17,1
01:50	15,37	17	13,68	17,1
01:55	15,42	17	13,67	17,1
02:00	15,41	17	13,72	17,1
02:05	15,40	17	13,72	17,1
02:10	15,53	17	13,69	17,1
02:15	20,60	17	13,68	17,2
02:20	17,80	17	13,67	17,1
02:25	18,09	17	13,63	17,1
02:30	18,19	17,1	13,63	18
02:35	20,08	17	13,66	18
02:40	21,20	17	13,71	17,5
02:45	20,90	17	13,69	17,2
02:50	20,70	17	13,65	17,3
02:55	20,90	17,1	13,68	17,5
03:00	20,90	17,1	13,72	17,6
03:05	20,70	17,1	13,72	17,4
03:10	21,00	17	13,77	17,4
03:15	21,10	17,5	13,76	18
03:20	21,10	17,4	13,77	17,6
03:25	21,10	17,2	13,67	18
03:30	21,00	17,5	13,62	17,8
03:35	20,70	18	13,58	17,8

**Anexo A – Planilha das variáveis analisadas (continuação)**

Hora	Etapa de Enxágue		Etapa de Neutralização	
	Variável Condutividade	Temperatura °C	Variável Ph	Temperatura °C
03:40	20,90	18	13,58	18
03:45	20,90	17,8	13,63	18
03:50	21,10	17,8	13,62	18,2
03:55	21,10	17,8	13,70	18
04:00	21,00	18	13,65	18
04:05	21,20	17,6	13,71	18,2
04:10	21,20	18	13,72	18
04:15	21,60	18	13,67	18,2
04:20	24,50	18	13,70	18,2
04:25	24,20	18	13,71	18,2
04:30	24,20	18,1	13,69	18,1
04:35	23,80	18,1	13,69	18,2
04:40	23,70	18	13,68	18,1
04:45	23,80	17,9	13,67	18,1
04:50	23,80	17,9	13,63	18,1
04:55	24,30	18	13,61	18,1
05:00	24,10	18	13,62	18,1
05:05	24,20	18,1	13,62	18
05:10	25,40	17,8	13,73	18
05:15	25,00	17,5	13,70	18
05:20	24,70	17,2	13,68	17,9
05:25	24,90	17,8	13,64	18
05:30	25,00	17,9	13,74	18
05:35	24,80	17,5	13,72	18
05:40	24,70	18	13,68	18,1
05:45	24,80	18	13,67	18,5
05:50	24,70	17,9	13,68	18,3
05:55	24,60	18	13,70	18,5
06:00	24,70	17,9	13,72	18,2
06:05	24,60	18,1	13,73	18,2
06:10	24,70	17,9	13,67	18,3
06:15	24,90	18	13,72	18,3
06:20	24,90	17,9	13,68	18,2
06:25	25,00	18,1	13,70	18,3
06:30	25,00	17,8	13,72	18,3
06:35	25,10	17,9	13,71	18,6
06:40	24,90	18,1	13,69	18,4
06:45	25,10	17,9	13,69	18,3
06:50	25,20	17,9	13,73	18,4
06:55	25,10	18	13,70	18,8
07:00	25,20	18,1	13,72	18,8
07:05	25,50	17,8	13,69	18,9



**Anexo C – Fatores para Construção de Gráficos de Controle para Variáveis**

Fatores para limites de controle			
Observações na amostra, n	D2	D3	D4
2	1,128	0	3,267
3	1,693	0	2,575
4	2,059	0	2,282
5	2,326	0	2,115
6	2,534	0	2,004
7	2,704	0,076	1,924
8	2,847	0,136	1,864
9	2,970	0,184	1,816
10	3,078	0,223	1,777