

Universidade Federal do Maranhão
Centro de Ciências Exatas e Tecnologia
Programa de Pós-Graduação em Engenharia de
Eletricidade

*Automação e Otimização de Controle via MQ e RNA para
Redução das Emissões de Gases Causadores de Efeito Estufa
(GHG) Geradas por Plantas de Alumínio*

Nilton Freixo Nagem

São Luís
2009

Universidade Federal do Maranhão
Centro de Ciências Exatas e Tecnologia
Programa de Pós-Graduação em Engenharia de
Eletricidade

*Automação e Otimização de Controle via MQ e RNA para
Redução das Emissões de Gases Causadores de Efeito Estufa
(GHG) Geradas por Plantas de Alumínio*

Nilton Freixo Nagem

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em
Engenharia de Eletricidade da UFMA como parte dos requisitos
necessários para obtenção do grau de Mestre em
Engenharia Elétrica.

São Luís
2009

Nagem, Nilton Freixo

Automação e otimização de controle via MQ e RNA para redução das emissões de gases causadores de efeito estufa (GHG) geradas por plantas de alumínio / Nilton Freixo Nagem. – São Luís, 2009.

119f.

Orientador: João Viana da Fonseca Neto

Impresso por computador (fotocópia)

Dissertação (Mestrado) – Universidade Federal do Maranhão, Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Eletricidade. São Luís, 2009.

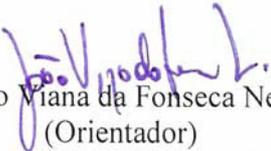
1. Gases industriais – Controle. 2. Alumínio – Indústria. 3. Redes Neurais. I. João Viana da Fonseca Neto, orient. II. Título.

CDU 628.52:004.032.26

**AUTOMAÇÃO E OTIMIZAÇÃO DE CONTROLE VIA MQ E RNA
PARA REDUÇÃO DAS EMISSÕES DE GASES CAUSADORES DE
EFEITO ESTUFA (GHG) GERADAS POR PLANTAS DE ALUMÍNIO**

Nilton Freixo Nagem

Dissertação aprovada em 06 de fevereiro de 2009.


Prof. João Viana da Fonseca Neto, Dr.
(Orientador)


Prof. André Maurício Damasceno Ferreira, Dr.
(Membro da Banca Examinadora)


Profa. Valeska Martins de Souza, Dra.
(Membro da Banca Examinadora)

Ao Nilton, Eloisa e Bruno

Agradecimentos

À minha família e amigos pelo apoio e compreensão durante este enriquecedor período.

Ao meu orientador Prof. João Viana da F. Neto, por ter se tornado mais que um orientador, um amigo.

Ao Consórcio de Alumínio do Maranhão (ALUMAR), pelos recursos concedidos para que eu pudesse cursar o mestrado e ALCOA Poços de Caldas pelos desafios proporcionados.

Aos colegas de trabalho Carlos Braga, Haroldo Ferreira pelas críticas, sugestões e ensinamentos.

Aos funcionários em especial Alcides e aos alunos do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, especialmente aos colegas do Laboratório de Controle, Inácio Moraes e Ivanildo Abreu, pela colaboração, presteza.

“O destino é inexorável”

Bernard Cornwell

Resumo

Atualmente a maior regulamentação e preocupação mundial com o ambiente estão levando as indústrias de alumínio ao desenvolvimento de um modelo sustentável de produção, com o escopo de reduzir os impactos ambientais de sua atividade econômica. Assim, tornam-se imprescindíveis melhorias nas práticas operacionais e de controle de sua produção. Tais necessidades têm como foco principal a redução dos gases de efeito estufa (*Green Houses Gases - GHG*), redução do consumo de energia e aumento de produtividade.

Como alternativas tecnológicas para mitigar o problema ambiental de *Green Houses Gases*, os “alimentadores inteligentes” para as cubas com alimentação *Point Feeder* e o desenvolvimento de novos controles para o ajuste automático da quantidade de “manifolds” a serem quebrados durante a alimentação para cubas *Side Break* são soluções viáveis.

Os alimentadores “inteligentes” mostram uma redução da frequência de efeito anódico e conseqüentemente no tempo em que a cuba fica em efeito anódico. Para as cubas VSS *Side Break* foi possível criar uma matriz de decisão através dos valores dos estimadores MQ utilizando a inclinação e curvatura da resistência para o ajuste de “manifolds”. Outra abordagem foi a utilização de redes neuronais para determinar a forma da curva de resistência, com a utilização de redes neuronais probabilísticas.

Palavras-Chaves: *Alumínio, Gases de Efeito Estufa, Controle de Alumina, Alimentadores Inteligentes, Mínimos Quadrados, Redes Neuronais Probabilísticas.*

Abstract

Nowadays the regulatory restrictions and global concern with the environment are leading the aluminum industry to develop a sustainable model production, with propose to reduce the environmental impacts of its economic activity. Thus, becomes necessary improvements in the operational and control standards for the aluminium production. These needs have major objectives, decrease green house gases (GHG) energy consumption and increase in productive.

As technological alternatives such as smart feeders for Point Feeders pots and the development of new control for automatic adjust of the number of manifolds to be broke in the next cycle for Side Break pots will help to improve the decrease of Green Houses Gases.

The smart feeders had a significant decrease in the anode effect frequency and consequently a decrease in anode effect time too. For the VSS Side Break pots were possible to create a decision matrix using the Least Square estimation (LS) of the resistance slope and curvature to adjust the number of manifolds. Another approach that showed promising results in the simulation was the neuronal networks for pattern recognition, especial class knows by probabilistic neural network.

Keywords: Aluminium, Green Houses Gases, Feed Control, Smart Feeders, Least Square, Probabilistic Neural Networks

Lista de Publicações

1. Nagem, N. F., Silva, A., Fonseca, J. V. “Characterization of Electrolytic Pot Signal by Autoregressive Model with Exogenous Input” Third Asia International Conference on Modelling & Simulation Bandung 25-26 May, Bali 29 May 2009. Aceito.
2. Nagem, N. F., Braga C. A., Fonseca, J. V. “Pattern Identification for feed decision using neuro-fuzzy algorithm” 11th International Conference on Computer Modeling and Simulation, Cambridge, England Aceito.
3. Nagem, F. N., Ferreira, H., Braga, C., Leite, P., Coimbra, B. (2008) “Smart Feeders at ALUMAR Plant” Light Metals, 2008.
4. Nagem,N.F, Braga, Carlos A., Fonseca, J V.(2007) “Bandwidth adjustment of digital kalman filter for indirect measurement of electrolytic bath state variables”. 2nd International Conference on Sensing Technology 2007.

Sumário

1	Introdução.....	15
1.1	Objetivo Específico	17
1.2	Motivação.....	17
1.3	Organização da Dissertação.....	18
2	Processo Produtivo do Alumínio e Aspectos Ambientais	19
2.1	História do Alumínio	20
2.2	ALCOA SA.....	21
2.2.1	ALUMAR – Consórcio de Alumínio do Maranhão	23
2.2.2	ALCOA S.A - Unidade Poços de Caldas	24
2.3	Produção do Alumínio.....	25
2.3.1	Elementos da Cuba Eletrolítica	25
2.3.2	Eletroquímica	27
2.4	Tecnologia do Alumínio.....	29
2.5	Aspectos Ambientais	32
2.5.1	Gases Gerados no Processo Eletrolítico	33
2.6	Efeito Anódico.....	34
2.7	Computador de controle	36
2.8	Resumo do Capítulo	38
3	Alimentadores de Cubas Eletrolíticas.....	39
3.1	Tecnologia dos Alimentadores	39
3.2	Alimentadores Inteligentes.....	44
3.2.1	Alimentadores com Sensores de fim de Curso	45
3.2.2	Alimentadores Inteligentes na ALUMAR	45
3.3	Resultados e discussão	61
3.4	Conclusão do Capítulo.....	64
4	Estratégia de Controle de Alimentação em Cubas Soderberg derivados dos MQ.....	65
4.1	Técnicas de medição da concentração de alumina no banho eletrolítico.....	65
4.2	Comportamento entre a Resistência da cuba e a concentração de alumina no banho eletrolítico	66
4.2.1	Regiões de trabalho da cuba em função da concentração de alumina	67
4.3	Controle de alimentação das cubas VSS Side Break	69
4.4	Modelamento do problema.....	70
4.4.1	Estimador de Mínimos Quadrados (MQ)	72
4.4.2	Implementação do Cálculo do Estimador	74
4.4.3	Coleta de dados e amostras.....	76
4.4.4	Modelos	77
4.5	Resultado e discussão.....	81
4.5.1	Matriz de Decisão.....	83
4.6	Conclusão do Capítulo.....	85
5	Previsão de Região de Trabalho da Cuba Soderberg via Redes Neurais Probabilísticas.....	87
5.1	Redes Neurais.....	87
5.2	Redes Neurais Probabilísticas	93
5.2.1	Experimento PNN – Estabelecimento de Padrões	98
5.3	Resultados e discussão.....	100
5.4	Estratégias via Regras de Inferência de Mamdani	103
5.5	Conclusão do Capítulo.....	108
6	Conclusão	109
	Trabalhos Futuros.....	110
	Referências Bibliográficas.....	112
	Apêndice A – Fluxograma de Funcionamento de uma Redução.....	116
	Apêndice B – Processo Bayer	117
	Apêndice C – LECO para análise de alumina	120

Lista de Figuras

Figura 2.01 - Charles Martin Hall	21
Figura 2.02 - Paul Louis T. Heróult.....	21
Figura 2.03 – Localização das plantas de alumínio primário na América do Sul.....	22
Figure 2.04 – Redução ALUMAR	23
Figura 2.05 – Fabrica de Poços de Caldas.....	24
Figura 2.06 – Elementos da cuba.....	25
Figura 2.07 – Distribuição de tensão e requisitos de energia	29
Figura 2.08– Cubas eletrolíticas: A- VSS e B - HSS.....	30
Figura 2.09 – Cuba eletrolítica: <i>Prebake Point Feed</i>	31
Figura 2.10 – Gráfico mostrando um efeito anódico típico	35
Figura 2.11 – Formação das bolhas em baixo do anodo.....	36
Figura 2.12– Computador de controle.....	37
Figura 3.01 – Sistemas de alimentadores	40
Figura 3.02 – Cuba com 3 alimentadores centrais e integrados	41
Figura 3.03 – Diagrama de bloco para a distribuição de alumina na cuba	42
Figura 3.04 – Distribuição das causas de efeito anódico.....	43
Figura 3.05 – Diagrama de bloco entre controlador e atuador.....	43
Figura 3.06 – Desenhos adaptados das patentes dos sensores de fim de curso	45
Figura 3.07 – Desenho mostrando o remote I/O, PLC e a ligações do painel	47
Figura 3.08 – Diagrama mostrando as conexões pneumáticas	48
Figura 3.09 – Caminho percorrido pelo sinal	50
Figura 3.10 – Posição do Cilindro 1º Estágio.....	50
Figura 3.11 – Circuito Pneumático do alimentador inteligente 1º Estágio.....	51
Figura 3.12 – Posição do Cilindro 2º Estágio.....	52
Figura 3.13 – Circuito Pneumático do alimentador inteligente 2º Estágio.....	52
Figura 3.14 – Posição do Cilindro 3º Estágio.....	53
Figura 3.15 – Circuito pneumático do alimentador inteligente 3º Estágio.....	54
Figura 3.16 – Posição do Cilindro 4º Estágio.....	54
Figura 3.17 – Circuito pneumático do alimentador inteligente 4º Estágio.....	55
Figura 3.18 – Posição do Cilindro 5º Estágio.....	56
Figura 3.19 – Circuito pneumático do alimentador inteligente 5º Estágio.....	56
Figura 3.20 – Posição do Cilindro 6º Estágio.....	57
Figura 3.21 – Circuito pneumático do alimentador inteligente 6º Estágio.....	58
Figura 3.22 – Posição do Cilindro 7º Estágio.....	58
Figura 3.23 – Circuito pneumático do alimentador inteligente 7º Estágio.....	59
Figura 3.24 – Comparação da concentração de alumina dissolvida no banho eletrolítico para as cubas controle e com alimentadores inteligentes.....	61
Figura 3.25 – Flutuação da resistência em função do <i>shot</i>	63
Figura 4.01 – Relação resistência VS. concentração de alumina.....	67
Figura 4.02 – Relação de resistência VS. concentração de alumina (divisão das regiões de trabalho) ..	68
Figura 4.03 – Representação do ciclo de alimentação.....	69
Figura 4.04 – Representação do ‘manifolds’	70
Figura 4.05 – Comportamento do sinal de resistência.....	71
Figura 4.06 – Comportamento do sinal de resistência com a concentração de alumina na região rica ..	72
Figura 4.07 – Distribuição dos valores de resistência para forma Muito Rica	77
Figura 4.08 – Distribuição dos valores de resistência para forma Rica	78
Figura 4.09 – Distribuição dos valores de resistência para forma Normal	78
Figura 4.10 – Forma das curvas dos sinais de resistência na região rica de trabalho	79
Figura 4.11 – Distribuição dos valores de resistência para forma Pobre.....	80
Figura 4.12 – Distribuição dos valores de resistência para forma Muito Pobre	80
Figura 4.13 – Forma das curvas dos sinais de resistência na região pobre de trabalho	81
Figura 4.14 – Matriz de decisão	83
Figura 4.15 – Procedimento do novo controle de aliemntação.....	85
Figura 5.01 - A) Neurônio biológico e B) Neurônio Artificial McCulloch & Pitts (MCP).....	88
Figura 5.02 – Neurônio genérico não linear	89

Figura 5.03 – Exemplos de arquitetura.....	91
Figura 5.04 – Aprendizado supervisionado	92
Figura 5.05 – Aprendizado não supervisionado	93
Figura 5.06 – Rede de função de base radial	97
Figura 5.07 - Rede Neuronal Probabilística (<i>ToolBox</i> de Redes Neurais do MATLAB®).....	98
Figura 5.08 – Nova classificação para as regiões de trabalho na curva resistência VS. concentração de alumina	99
Figura 5.09 – Modelos da curva de resistência e a divisão em categorias.....	99
Figura 5.10 – Comparação da posição do modelo (A) com os valores de saída da rede PNN (B).....	101
Figura 5.11 – Classificação da rede com o valor de entrada	102
Figura 5.12 – Classificação equivocada da rede para a classe 4.....	103
Figura 5.13 - Sistema de processamento nebuloso utilizando o método de inferência de Mamdani....	104
Figura 5.14 – Entradas para o sistema nebuloso, Variância e Inclinação	105
Figura 5.15 – Novo sistema de controle usando Fuzzy-PNN	106
Figura A01 – Fluxograma de produção de Alumínio	116
Figura B01 – Fluxograma do Processo Bayer	118
Figura C01 - LECO	120
Figura C02 – Fluxograma de utilização do LECO	121

Lista de Quadros e Tabelas

Quadro 2.1: Classes do Alumínio em relação a pureza	19
Quadro 2.2: Características do anodo para as duas tecnologia	31
Tabela 3.1: Diferenças entre as tecnologias de alimentadores inteligentes	60
Tabela 3.2: Valores de freqüência de efeito anódico (EA/CD) para os Alimentadores inteligentes e para a linha 1	62
Quadro 3.3: Quadro de solução de problemas	64
Quadro 4.1: Comparação entre o resultado do MQ e a concentração de alumina	82
Tabela 4.2: Ajuste da quantidade de “manifolds” por região	84
Quadro 5.1: Resultados da classificação	102
Quadro 5.2: Resultados da classificação com as duas redes PNN	107
Quadro 5.3: Ajuste da quantidade de manifolds para ciclo de quebra	107

Lista de Siglas

ALCOA – *Aluminium Company of America*

ALUMAR- Consórcio de Alumínio do Maranhão

EPA – *Environmental Protection Agency*

GHG – *Green House Gas*

VSS – *Vertical Stud Soderberg*

Lista de Símbolos

Al_2O_3 - Alumina

Al – Alumínio Metálico

CF_4 – Tetrafluoro metano

C_2F_6 – Hexafluoro etano

EA – Efeito Anódico

MQ – Mínimos Quadrados

RNA – Redes Neurais Artificiais

RBF – Funções de Base Radial

PNN – *Probabilistic Neuronal Network*

1 Introdução

Atualmente a maior regulamentação e preocupação mundial com o ambiente estão levando as indústrias de alumínio ao desenvolvimento de um modelo sustentável de produção, com o escopo de reduzir os impactos ambientais de sua atividade econômica. Assim, tornam-se imprescindíveis melhorias nas práticas operacionais e de controle de sua produção. Tais necessidades têm como foco principal a redução dos gases de efeito estufa (*Green Houses Gases - GHG*), redução do consumo de energia e aumento de produtividade.

É oportuno ressaltar-se, primeiramente, que o alumínio primário é produzido a partir da redução eletrolítica da alumina (Al_2O_3) em alumínio (Al).

Em um primeiro momento, a redução dos gases causadores do efeito estufa pode ser alcançada através da redução do tempo e frequência de efeito anódico (EA). A forma de redução do efeito anódico pode ser obtida através de melhorias tecnológicas, tais como mudança no *design* da cuba eletrolítica ou melhoria do controle processo, incluindo-se o controle de adição de alumina (Al_2O_3) conhecida como *feed control* [TARCY et al., 2002].

Durante a ocorrência do referido efeito anódico, a cuba eletrolítica emite gases mais nocivos ao ambiente, os quais são classificados como gases perfluorcarbonos (PFCs) e são de origem antropogênica. Os PFCs gerados pela indústria de alumínio são o CF_4 e C_2F_6 dispostos de alto potencial de aquecimento global (*Global Warming Potential - GWPS*) [EPA, 2003, GIBBS et al., 2005, CHASE et al., 2005].

O efeito anódico é tema de bastante relevância para a comunidade científica, haja vista inúmeros estudos acerca da matéria [VOGT & THONSTAD, 2002,], porém evitá-lo, ou até mesmo eliminá-lo, é uma difícil tarefa, pois é um fenômeno transiente que leva menos de um segundo para ocorrer [NAGEM et al., 2007]. Em outras palavras, o comportamento da cuba eletrolítica muda da lei de ohm (fenômeno linear) para um comportamento exponencial. Dessa forma, o princípio para eliminar o efeito anódico não depende da tecnologia, porém a implementação de algoritmos para o controle de alimentação de alumina que evite a ocorrência deste fenômeno como também algoritmos para a supressão do mesmo quando ocorre é fortemente impactada.

O foco do presente estudo está nas principais iniciativas para reduzir o efeito

anódico nas duas tecnologias *Prebake Point Feed e Vertical Stub Soderberg (VSS) Side Break* de cubas eletrolíticas. Para a tecnologia *Prebake Point Feed* (utilizada pela ALUMAR) será apresentada a melhoria tecnológica dos alimentadores, a utilização de sensores para reduzir as falhas e aprimorar a dosagem de alumina colocada na cuba eletrolítica, sendo esta tecnologia conhecida como alimentadores inteligentes (*smart feeders*). E para a tecnologia VSS (utilizada pela ALCOA S.A em Poços de Caldas) temos o desenvolvimento de um controle de alimentação com ajuste automático de alimentação para cada ciclo de alimentação, este ajuste será feito da forma clássica (mínimos quadrados) e será comparado a técnicas de inteligência artificial.

O objetivo do presente estudo é desenvolver novas formas de reduzir as emissões de gases causadores do efeito estufa, especialmente os PFCs através de melhorias no controle de processo e/ou desenvolvimento tecnológico. Sendo as melhorias no controle, a utilização de estimadores mínimos quadrados e inteligência artificial para decisão automática de alimentação de alumina nas cubas eletrolíticas VSS, e como desenvolvimento tecnológico a utilização de alimentadores com sensores de final de curso para melhor distribuição de alumina na cuba eletrolítica do tipo *Prebake*.

Este trabalho apresenta as melhorias realizadas nas unidades da ALCOA S.A especificamente na ALUMAR (São Luís, MA - Brasil) e na unidade de Poços de Caldas (Poços de Caldas, MG – Brasil), sendo que cada planta dispõe de peculiaridades.

O problema central de uma redução de alumínio continua sendo a distribuição e determinação da alumina dissolvida no banho eletrolítico. Sendo que a principal causa de efeito anódico em uma redução *Prebake Point Feed*, o sistema de alimentação de alumina devido a problemas no alimentador conseqüentemente a solução é a utilização de sensores para detecção da falha.

Por outro lado, para uma redução do tipo Soderberg VSS *Side Break* existe a falta de um algoritmo de controle que corrija a quantidade de alumina adicionada a cuba eletrolítica em cada ciclo de quebra. Fazendo-se necessário o desenvolvimento do mesmo.

Nas duas tecnologias a medição direta da alumina dissolvida no banho é uma tarefa difícil, seja pela temperatura ou característica corrosiva do banho ou custo de equipamento para medição direta.

Este trabalho faz parte de uma linha de pesquisa na área de medição indireta

da concentração de alumina em cubas eletrolíticas na qual fazem parte os estudos:

1. Filtro de Kalman – [BRAGA et al., 2008]
2. Modelos Polinomiais para Predição de Efeito Anódico – [SILVA, et al 2009]
3. Modelos Polinomiais para Filtro de Kalman – [FARID, 2009]

1.1 Objetivo Específico

Para as cubas *Prebake Point Feed*, o objetivo específico é provar a viabilidade tecnologia dos alimentadores inteligentes com relação as ganhos propostos em redução do efeito anódico, sendo a ALUMAR a planta pioneira na ALCOA S.A.

Quanto as cubas *VSS Side Break*, o objetivo é desenvolver um algoritmo para ajuste automático para corrigir a alumina adicionada em cada ciclo de alimentação, utilizando a curvatura da curva de pseudo-resistência e o cálculo da inclinação da resistência como indicador para a tomada de decisão do sistema. Sendo um dos objetivos específicos a avaliação de uma solução utilizando inteligência artificial (Rede Neuronal Probabilística e/ou Lógica Nebulosa).

1.2 Motivação

A motivação para este trabalho reside nos benefícios potenciais que poderão ser gerados nesta pesquisa que são: a melhoria do controle de processo, consolidação de novas tecnologias e ganhos ambientais. Alguns destes ganhos estão mais detalhados abaixo:

1. Melhoria na eficiência de corrente (EC) devido a uma melhora no controle de alumina;
2. Redução do tempo e frequência de efeito anódico (EA) e, conseqüentemente, redução nos gases causadores de efeito estufa;
3. Ajuste automático da quantidade de alumina que entra na cuba eletrolítica por ciclo de alimentação;
4. Utilização de inteligência artificial na indústria de alumínio;

1.3 Organização da Dissertação

A dissertação é composta de seis Capítulos sendo que esses descrevem do histórico do alumínio, incluindo as tecnologias, como também os problemas ambientais, as estratégias para mitigar o problema tais como a utilização de alimentadores inteligentes e desenvolvimentos em otimização MQ, RNA e lógica nebulosa. Uma descrição mais detalhada dos Capítulos está a seguir.

O Capítulo Dois, uma visão geral do mundo do alumínio com sub-Seções explicando a história produção, tecnologias do alumínio, a ALCOA S.A. e os aspectos ambientais da produção de alumínio, onde se salienta o problema do efeito anódico e consequente emissão de gases causadores de efeito estufa.

O Capítulo Três apresenta as diferenças entre os alimentadores convencionais e os alimentadores inteligentes além da comparação entre os sistemas de acionamento como também os resultados de sua implementação na planta. No Capítulo Quatro é apresentado o controle atual de alimentação de alumina das cubas eletrolíticas de Poços de Caldas, como também o novo controle proposto utilizando o método baseado nos de mínimos quadrados (MQ). No Capítulo Cinco é apresentada a utilização de redes neuronais artificiais para simulação da previsão de região de trabalho da cuba Soderberg (VSS) *Side Break*. A Conclusão geral do trabalho e os trabalhos futuros serão apresentados no Capítulo seis e tendo também a Revisão Bibliográfica e Apêndices.

2 Processo Produtivo do Alumínio e Aspectos Ambientais

As características que tornam o alumínio um material para aplicações modernas são: peso específico ($2,7 \text{ g/cm}^3$; o aço possui aproximadamente $7,86 \text{ g/cm}^3$), elevada resistência (na forma de ligas), alta condutividade elétrica e térmica além da importante característica de ser resistente a corrosão atmosférica (devido a formação de uma camada aderente de um filme fino de óxido de alumínio, este fenômeno é chamado passivação) [TOTTEN , 2003]. O alumínio apresenta uma cor prateada, seu peso atômico é 26,98 g por mol e é representado pelo símbolo Al.

O alumínio é o terceiro elemento mais abundante na crosta terrestre, cerca de 8%, o oxigênio e o silício são o primeiro e o segundo, respectivamente. A ocorrência natural do alumínio é na forma de óxido ou hidróxidos de alumínio, sendo a Bauxita o principal minério.

A característica do alumínio primário varia com a pureza e com a presença de elementos de liga. A pureza comercial geralmente é maior que 99% chegando a um grau até ultra puro. O Quadro 2.1 apresenta as classes com a sua respectiva classificação.

Quadro 2.1: Classes do Alumínio em relação a pureza

99.0 a 99.79	Pureza Comercial
99.8 a 99.949	Alta Pureza
99.95 a 99.9959	Super Puro
99.9960 a 99.9990	Pureza Extrema
>99.9990	Ultra Puro

Em meados de 1880 o alumínio era uma metal semi-precioso, sendo que o preço da libra¹ de alumínio era equivalente a prata (aproximadamente U\$ 545,00). Com a descoberta do processo *Hall-Heróult* o preço da libra de alumínio caiu para 0,78 centavos de dólar em 1893.

Com o aumento da demanda de alumínio devido a Segunda Guerra Mundial o governo norte-americano quebrou o monopólio de produção de alumínio. Isto trouxe

¹ Uma libra é equivalente a 0,453 kg

uma abertura de mercado, na qual possibilitou outras empresas a produzirem alumínio.

2.1 História do Alumínio

A produção de alumínio é relativamente recente quando comparada a indústria siderúrgica, atualmente o alumínio é o metal não ferroso mais consumido no mundo. Porém o uso dos compostos a base de alumínio é mais antigo do que pensamos, na Mesopotâmia a argila era utilizada para a fabricação de objetos cerâmicos como vasos, por exemplo, sendo o composto principal destas argilas o óxido de alumínio (Al_2O_3). Os egípcios e babilônicos utilizavam estes óxidos de alumínio em vários medicamentos e compostos químicos. Verifica-se, ainda, que os romanos e gregos também o utilizavam como medicamentos, cosméticos e tintas para tecido.

Guyton de Morveau em 1761 propôs o nome de “alumine” com base no nome alum, e em 1807 Humphrey Davy propôs o nome aluminium para o metal, que ainda não tinha sido descoberto. Em 1809, Humphrey Davy produziu uma liga de ferro-alumínio via eletrólise de alumina fundida. Apenas em 1825, Hans Christian Oersted reduziu cloreto de alumínio com amálgama de potássio. Sendo que Friedrich Wöhler, um químico alemão, usando potássio na forma metálica como agente redutor, produziu pó de alumínio em 1827 e pequenos glóbulos de metal em 1845 no qual se pode determinar algumas de suas propriedades. Nove anos mais tarde (1854) Henry Saint-Claire Deville produziu alumínio por uma rota química [BRITÂNICA, acesso 2007].

A produção eletrolítica de alumínio através da eletrólise da alumina foi descoberta independentemente pelo americano Charles Martin Hall² e o francês Paul Louis T. Heróult³ em 1886. O processo de produção por esta rota é conhecido pelo nome dos descobridores, processo Hall-Heróult, Figuras 2.01 e 2.02, sendo o único utilizado comercialmente nos dias atuais.

² Charles Martin Hall: nasceu em de 6 Dezembro de 1863 em Thompson, Ohio – morreu em 27 de Dezembro, de 1914. Ele era um engenheiro e inventor americano.

³ Paul Louis T. Heróult: nasceu em de 10 Abril, em 1863 – morreu em 9 de Maio, de 1914. Ele foi o inventor da eletrólise da alumina e do forno elétrico a Arco.



Figura 2.01 - Charles Martin Hall



Figura 2.02 - Paul Louis T. Heróult

Outra importante descoberta feita na época pelo francês P. Berthier, foi a descoberta de um mineral vermelho contendo grande quantidade de alumina perto da vila de Lês Baux, perto do sul da França. Ele encontrou a bauxita, o minério mais importante na produção da alumina (matéria-prima para a produção do alumínio). Porém apenas em 1887 (um ano após a descoberta do processo Hall-Heróult) que o processo de produção de alumina foi desenvolvido por Karl Bayer, em São Petersburgo, Rússia, que foi batizado por processo Bayer.

2.2- ALCOA SA.

A *Pittsburgh Reduction Company* foi fundada em 1888, por um grupo de investidores persuadidos por Charles Martin Hall. A empresa foi renomeada para *Aluminum Company of America* (ALCOA) em 1907. A visão da ALCOA S.A é ser a melhor empresa do mundo para os clientes, acionistas, comunidades e pessoas. Os valores da ALCOA são:

- ✓ Integridade
- ✓ Meio-Ambiente
- ✓ Clientes
- ✓ Excelência
- ✓ Pessoas
- ✓ Lucratividade
- ✓ Responsabilidade

A ALCOA S.A é globalmente integrada em um sistema de reduções na América do Norte, America do Sul Europa e Austrália. As unidades da América do Sul para alumínio primário são as plantas ALUMAR em São Luís – MA e ALCOA em Poços de Caldas – MG. A Figura 2.03 mostra a localização das unidades.



Figura 2.03 – Localização das plantas de alumínio primário na América do Sul

2.2.1 ALUMAR – Consórcio de Alumínio do Maranhão

A ALUMAR, também denominada de Consórcio de Alumínio do Maranhão, fundada em Julho de 1984, é formada pelo consórcio das empresas ALCOA, RioTinto - Alcan e BHP Billiton [ALUMAR, acesso em 2007]. A Figura 4 mostra a unidade da redução.

A ALUMAR estruturou o modelo de negócios de forma a apoiar o conceito de sustentabilidade, excelência ambiental e responsabilidade social. Por causa de seu desempenho na área ambiental a ALUMAR conquistou reconhecimento nacional e internacional.

Seus principais produtos são: alumina (Refinaria) e alumínio (Redução) na forma de lingotes. A produção da refinaria é aproximadamente 1.500.000 toneladas de alumina ano, após a expansão atingirá 3.500.000 toneladas de alumina ano. Em 2007 a redução atingiu a marca de 450.000 toneladas de alumínio ano.

A Redução é composta das seguintes áreas: Eletrodos, Sala de Cubas, Lingotamento. A sala de cubas possui três linhas com 204, 250 e 256 cubas eletrolíticas, respectivamente, num total de 710 cubas eletrolíticas, Figura 2.04. A tecnologia utilizada na ALUMAR é de desenvolvimento da própria Alcoa (modelo A697-180kA) possui alimentadores centrais e trabalha com a corrente média de 230 kA. Tem-se que a vida útil de cuba está aproximadamente em 2500 dias. A cuba comercial que corresponde ao modelo A-697 é a AP-18 de tecnologia *Pechiney*.



Figura 2.04 – Redução ALUMAR

2.2.2- ALCOA S.A - Unidade Poços de Caldas

A unidade de Poços de Caldas (Minas Gerais), foi fundada em 1965, foi a primeira unidade no Brasil. A Figura 5 mostra a foto da planta.

Dispõe de unidades integradas (mineração, refinaria, redução e pó de alumínio) tendo como principais produtos, a alumina calcinada, hidrato de alumina, alumínio líquido, lingotes, material extrudado e pó de alumínio [ALCOA acesso em 2007].

O maior cliente da alumina é a própria sala de cubas que corresponde a aproximadamente a 52% da alumina produzida para fabricação de alumínio primário. Os outros 48%, são divididos em hidrato de alumina e alumina calcinada que são destinados a outras indústrias. O metal é vendido no mercado nacional e internacional.

O pó de alumínio (usado nos setores de refratários, metalúrgicos e químicos) é vendido internamente e, também, exportado para Japão, Europa, Estados Unidos e MERCOSUL.

A sala de cubas possui três linhas com 96 cubas eletrolíticas cada num total de 288 cubas eletrolíticas, Figura 2.05. A tecnologia utilizada é a *Vertical Stud Soderberg* (VSS) com quebra lateral (*Side Break*) e a corrente média de trabalho é 130 kA. A vida útil da cuba está aproximadamente em 1500 dias. A sala de cubas está passando por uma melhoria tecnológica, sendo adaptados alimentadores (*point feeders*) e serão chamadas *New Soderberg*.



Figura 2.05 – Fabrica de Poços de Caldas

2.3 Produção do Alumínio

O processo de produção depende em última instância da cuba propriamente dita, a produção do alumínio requer uma sincronização de várias áreas, Refinaria, Eletrodos, Revestimento de Cubas, Subestação, Manutenção, Lingotamento. Em anexo encontra-se o layout de uma planta de produção de alumínio (Apêndice A).

A produção de alumínio *Hall-Heróult*, para fins didáticos, será dividido em duas partes: a primeira denominaremos de elementos da cuba e a segunda parte é o processo eletroquímico propriamente dito. A cuba eletrolítica pode ser dividida em várias partes, as principais estão listadas abaixo: carcaça da cuba, catodo, anodo, passagem de corrente, alumina, banho eletrolítico e o metal. Todas as partes estão interconectadas tornando a produção de alumínio mais complexa.

2.3.1 Elementos da Cuba Eletrolítica

A Figura 2.06 mostra o desenho esquemático de uma cuba eletrolítica *Prebake Point Feeder*, com os seus elementos principais.

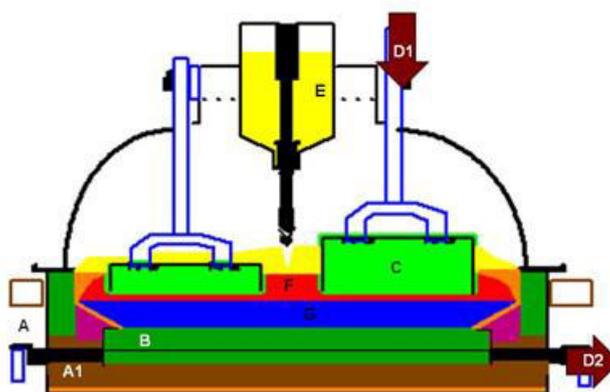


Figura 2.06 – Elementos da cuba: A: Carcaça; A1: Camada refratária; B: Catodo; C: Anodo; D1: Entrada de corrente; D2: Saída de corrente; E: Alumina Reagida; F: Banho eletrolítico fundido; G: Camada de metal

A seguir temos uma descrição destes elementos:

➤ **Carcaça:**

A função da carcaça é dar suporte a todos os materiais da cuba, sendo produzida, usualmente, em aço carbono comercial e é reutilizada até seis vezes. O catodo e os materiais isolantes servem de proteção a carcaça e garantem o balanço térmico;

➤ **Catodo:**

O catodo é composto basicamente de carbono, sendo colocado acima da camada de refratário no fundo da cuba eletrolítica. Devido a sua qualidade possui propriedades especiais como alta condutividade elétrica e térmica (quando comparado com o anodo ou devido às diferentes tipos). É fundamental para o balanço térmico e elétrico da cuba. A vida útil depende do tipo de catodo (antracítico, grafítico e grafitizado) e de sua montagem;

➤ **Anodo:**

Também é constituído à base de carbono (qualidade inferior), porém o processo de produção é diferente do processo produtivo do catodo. Ele é feito a partir da combinação de diferentes tamanhos de partículas de coque e piche. Para a tecnologia Soderberg, são produzidos pequenos *pellets* e estes são adicionados de forma continua na cuba. Os anodos fabricados para a tecnologia *Prebake* utilizam outro material na composição chamado de *butts* (anodos gastos) e são conformados em uma forma retangular. Possuem uma vida menor que o catodo, aproximadamente 26 dias, pois depende da carga (230kA);

➤ **Energia**

A fonte de energia pode ser de matriz hidrelétrica ou termoelétrica, a corrente é transformada de AC para DC. A sala de cubas pode ser vista como um circuito gigante em serie. A tensão de trabalho é determinada pelas perdas térmicas e elétricas;

➤ **Alumina**

Alumina é a matéria-prima para a produção de alumínio. A refinaria produz uma alumina calcinada com qualidade metalúrgica (Apêndice B). Apresenta uma larga distribuição granulométrica sendo a mais importante 44 micra, e sua fase γ , pois apresenta melhor solubilidade no banho eletrolítico;

➤ **Componentes Fundidos**

- Banho Eletrolítico (Eletrólito)

É composto por, basicamente, criolita fundida (Na_3AlF_6), entre 5 a 6% CaF_2 e a alumina dissolvida utilizada no processo de produção, a concentração varia em torno de 2,5 a 3,5%. A temperatura de trabalho varia em torno de 950°C a 960°C dependendo da razão NaF/AlF_3 conhecida apenas como *ratio*;

- Nível da Camada de Metal

É o produto da redução da alumina Al (metálico), o nível do metal é importante para a estabilidade térmica e magnética da cuba eletrolítica;

3.3.2 Eletroquímica

Todas as tecnologias baseadas no processo eletroquímico de produção de alumínio, Hall-Heróult, utiliza o mesmo princípio, quebra das moléculas de alumina dissolvida no banho eletrolítico através da corrente elétrica. A equação (1) representa a reação principal que descreve o fenômeno



Existem reações secundárias que impactam na perda de eficiência de corrente, mas está além do escopo da dissertação [GROTHEIM & WELCH1988].

Durante a solubilização da alumina no banho eletrolítico, alguns anions de fluoreto-alumínio-oxigênio são formados, porém ainda não foram determinadas quais espécies são formadas em função do *ratio* (NaF/AlF_3), espécies mais importantes são AlOF_3^{2-} e AlOF_5^{4-} [GROTHEIM & WELCH1988].

A tensão mínima para produzir o alumínio é dada pela equação de Nerst e é

chamada de “tensão de decomposição”. Se a composição do gás do anodo for fixada, o potencial mudará apenas com a concentração de alumina [WARREN,1998] e é dada pela equação (2).

$$E_{\text{cell}} = E^0 + RT/6F \ln C_{\text{Al}_2\text{O}_3} \quad (2)$$

sendo E_{cell} o potencial de Nerst que é igual a $E^0 + RT/6F \ln C_{\text{Al}_2\text{O}_3}$ onde E^0 é representado por $\Delta G_{\text{reac}}^0 / zF$; (z é o número de equivalentes por mol e F é a constante de Faraday (96487Cmol^{-1}) e ΔG_{reac}^0 é a energia livre de Gibbs padrão para a reação); R é a constante universal dos gases ($8,314 \text{J.K}^{-1} \text{mol}^{-1}$); T é a temperatura em K; $C_{\text{Al}_2\text{O}_3}$ é a concentração de alumina (%).

A polarização do eletrodo é função da corrente de operação e se aplica ao catodo e anodo. A polarização do catodo é menor que o valor teórico esperado devido ao efeito eletromagnético incluído a movimentação da camada de metal. A polarização do anodo é mais significativa e sofre influência da concentração de alumina, quanto menor a concentração maior será o tamanho das bolhas devido a mudança interfacial. Para reduzir a polarização total podemos aumentar a concentração de alumina dissolvida no banho eletrolítico, como também aumentarmos a temperatura de trabalho ou reduzir a densidade crítica de corrente, porém todos estes movimentos levam a uma perda de eficiência de corrente.

O efeito ôhmico aparece como um componente resistivo de várias contribuições individuais. As quedas de tensão e polarização se manifestam como calor. Em uma cuba eletrolítica em operação, verifica-se que a única tensão que pode ser ajustada é a distância anodo-catodo (ACD).

A entrada total de energia em uma cuba pode ser descrita como o total de energia elétrica colocada no sistema sendo igual ao trabalho eletroquímico mais a “resistência ôhmica de trabalho”. A Figura 2.07 mostra a distribuição de tensão em uma cuba eletrolítica [GROTHERM & KROHN,1982].

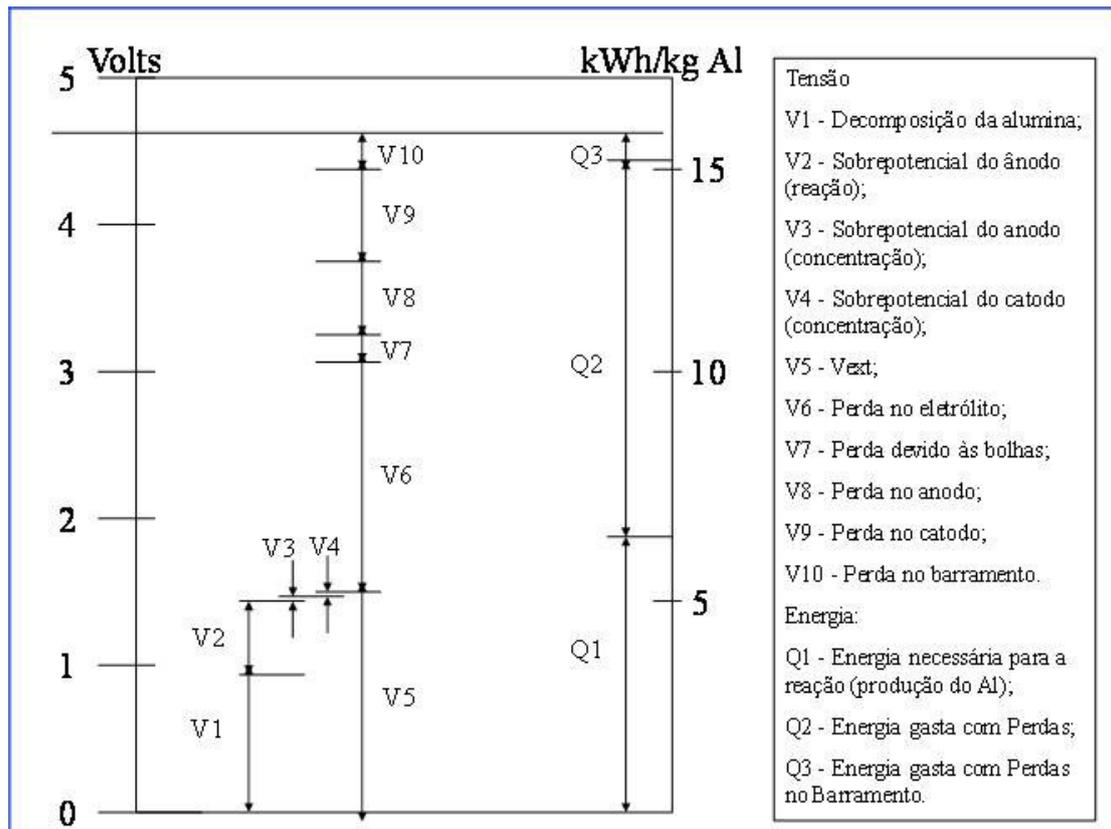


Figura 2.07 – Distribuição de tensão e requisitos de energia

2.4 Tecnologia do Alumínio

Como foi dito anteriormente, a indústria do alumínio é relativamente recente quando comparada a indústria siderurgia, porém isto não limitou as pesquisas e os desenvolvimentos tecnológicos para produção de alumínio. Para as novas tecnologias, superar as barreiras químicas para alta eficiência é apenas parte dos problemas, pois também existem as questões ambientais. Uma vez que o início da cadeia produtiva passa por um mineral que contém uma fonte de alumina e o produto final é o alumínio primário, a obtenção de novos processos apenas diferencia-se quanto à forma da energia utilizada, energia elétrica, energia química direta ou indireta. Os novos processos basicamente seguem duas rotas, a primeira é o processamento do minério para obtenção de um composto intermediário e posteriormente decomposto no metal. A segunda rota consiste em converter o minério em uma liga com posterior refino.

Dois processos são amplamente conhecidos e estudados ao longo das últimas décadas, são eles a redução carbotérmica [GROTHERM & WELCH,1988] e o processo de eletroquímico utilizando cloreto de alumínio conhecido como *ALCOA*

S.A Smelting Process [GROTHEIM & WELCH1988], porém continuam em escala piloto devido a limitações técnicas.

Ênfase maior será dada ao processo comercialmente utilizado, que é o processo Hall-Heróult. A divisão de tecnologia do processo de produção ocorre em vários níveis, tipos de anodo ou pela forma de adicionar a alumina dentro da cuba.

Basicamente o que diferencia uma cuba *Vertical Stub Soderberg* (VSS) de uma cuba *Horizontal Stub Soderberg* (HSS) é a forma de colocação dos pinos para a passagem de corrente. Porém o impacto na operação e na distribuição magnética é grande. Das plantas Soderberg no Brasil, apenas uma é HSS (Ouro Preto-MG). Todas as outras incluindo as novas construções de plantas Soderberg são VSS. A Figura 2.08 ilustra estes dois tipos de cubas eletrolíticas. A tecnologia Soderberg caracteriza-se pelo cozimento do briquete na cuba, desta forma, a temperatura de cozimento atinge apenas 950°C aproximadamente, influenciando as propriedades do anodo.

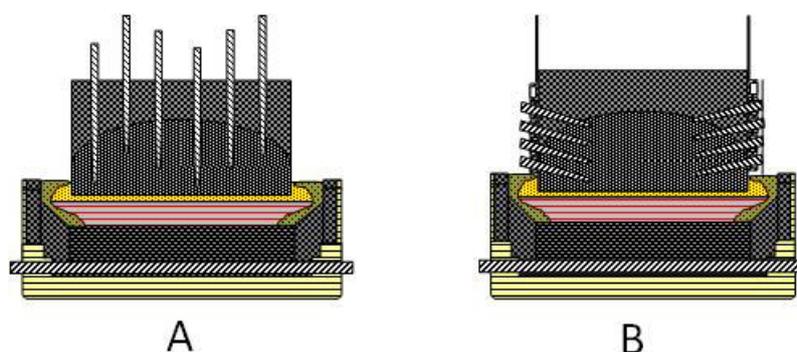


Figura 2.08– Cubas eletrolíticas: A- VSS e B - HSS

Nos últimos anos melhorias vêm sendo realizadas nas cubas Soderberg, o que irá, mais uma vez, criar outro subgrupo dentro das cubas Soderberg é a forma de adicionar a alumina. As cubas VSS podem agora ser classificadas como *Side Break* ou *Point Feeders*. As cubas *Side Break* a adição da alumina é feito por um veículo que quebra a crosta com alumina e promove a mistura, já a *Point Feeder* adiciona alumina via alimentador, isto interfere positivamente no ciclo de alimentação da cuba tornando-a mais estável. O controle de alimentação de alumina das VSS com *Point Feeders* é similar aos das cubas *Prebake* com *Point Feeders* (SILVA, 1995; TARCY et al.,2002). Esta melhoria tecnológica também possibilitará a redução do efeito anódico devido a uma melhor distribuição e controle da entrada alumina na cuba

eletrolítica.

A tecnologia *Prebake* utiliza os anodos, como o próprio nome indica cozidos, possuindo assim propriedades superiores aos anodos das cubas Soderberg. Sendo esta uma tecnologia mais recente, todas possuem sistema de alimentadores (*Point Feed*) variando apenas quanto a tipo do quebra crosta. No Capítulo relativo aos alimentadores das cubas *Prebake* será abordado o assunto novamente em mais detalhes. A Figura 2.09 mostra uma cuba *Prebake*, onde se observa os anodos na cor verde, neste corte não é possível observar os alimentadores.

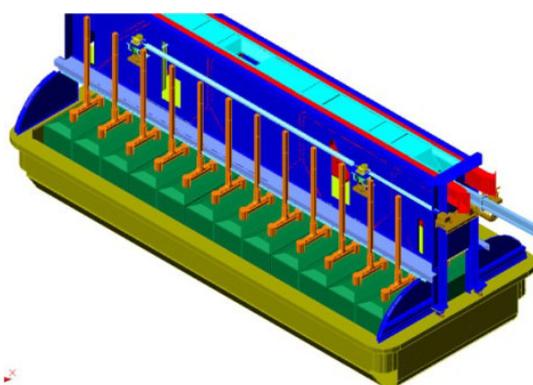


Figura 2.09 – Cuba eletrolítica: *Prebake Point Feed*

O Quadro 2.2 mostra as principais diferenças entre a formulação do anodo que irão influenciar as características dos mesmos.

Quadro 2.2: Características do anodo para as duas tecnologia

Anodo Soderberg	Anodo Prebake
70-75 % Coque de Petróleo	88 -85 % Coque de Petróleo
25 -30% Piche de Alcatrão	12-15 % Piche de Alcatrão
Cozimento no Local	Cozimento: Fábrica de anodo
Fabrica de Pasta: Briquete	Fabrica de Anodo: Anodo

Para se ter uma idéia do efeito na qualidade do anodo, a queda de tensão devido a resistividade do anodo para *Prebake* é da ordem de 0,2 a 0,3V para anodos Soderberg a queda é na faixa de 0,45 a 0,55V, às vezes pode atingir valores maiores.

As diferenças existentes entre as tecnologias (qualidade do anodo, adição de

alumina e controle de processo) podem ser traduzidas em diferenças em eficiência de corrente (EC), temos valores entre 88 a 91%, 91 a 93% e maiores que 94% para *VSS Side Break*, *VSS Point Feeder* e *Prebake Point Feed*, respectivamente.

2.5 Aspectos Ambientais

O processo de produção de alumínio primário pode ser considerado como a maior fonte antropogênica de dois tipos de gases perfluorcarbonos (PFCs): o tetrafluorometano (CF_4) e hexafluoroetano (C_2F_6). Durante o processo de redução eletrolítica da alumina a concentração de alumina dissolvida no banho eletrolítico diminui até valores críticos e tensão da cuba repentinamente aumenta, quando o valor de tensão ultrapassa 8V é considerado efeito anódico [GIBBS et al.,2005]. O tempo e a frequência de efeito anódico variam com a tecnologia [TABEREAUX, 2007; NAGEM et al., 2007], práticas operacionais e controle de processo. Quanto maior o tempo que a cuba eletrolítica permanece em efeito anódico maior é a quantidade de PFCs gerados, conseqüentemente a geração de PFCs varia de uma planta para outra de acordo com as causas citadas acima.

Os gases CF_4 e C_2F_6 impactam o clima devido a sua criticidade como gases de alto potencial de efeito estufa (*Global Warming Potential* - GWPS). Para cada quilograma de CF_4 corresponde a emitir 6500 kg de CO_2 equivalente e para cada quilograma de C_2F_6 corresponde a emitir 9200 kg de CO_2 equivalente [EPA, 2003, GIBBS et al., 2005, CHASE et al., 2005]. Podemos entender os gases causadores de efeito estufa (GHGs) como componentes da atmosfera, tanto os gases produzidos naturalmente (Vapor d'água, Dióxido de Carbono (CO_2), Metano (CH_4)) ou gerados a partir das atividades humanas (PFCs, Óxido Nitroso (N_2O), Hexafluoreto de enxofre (SF_6), entre outros) que absorvem a radiação do comprimento de onda do espectro do infravermelho.

A redução das emissões de gases causadores de efeito estufa é um dos objetivos da indústria de alumínio, sendo o alvo de redução para estas emissões de 80% para 2010 relativamente a 1990 [CHASE et al., 2005]. Os cálculos de PFCs gerados são baseados em efeito anódico por cuba dia (baseado no IPCC e WRI/WBCSD) [MARKS, 2006] desta forma, uma resposta mais rápida para extinguir

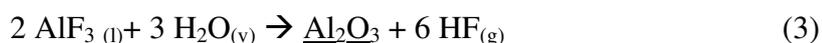
o efeito anódico é extremamente necessária. É importante salientar que todas as iniciativas que reduzem as emissões de gases causadores de efeito estufa podem ser convertidas em crédito de carbono [ESTRATÉGICOS, 2008].

2.5.1 Gases Gerados no Processo Eletrolítico

Durante o processo de produção de alumínio primário são geradas várias espécies gasosas como produto da reação, outros como processos secundários e outros como distúrbios. Os gases formados como produto da reação são o CO₂ (dióxido de carbono) e CO (monóxido de carbono) sendo o primeiro mais abundante devido Reação de *Boudouard*. Estes gases por si, só já contribuem para o efeito estufa e são função da equação (1), mas para reduzi-los teremos que diminuir a produção ou buscar novas tecnologias.

Dos gases gerados de forma secundária o fluoreto gasoso HF (fluoreto de hidrogênio) está relacionado às matérias primas (água quimicamente adsorvida na alumina ou hidrogênio atômico dos anodos) ou da própria umidade do ar em contato com o eletrólito fundido. Este gás não apresenta impacto como gás potencial de efeito estufa, atuando localmente destruindo a vegetação e acidificando mananciais aquíferos.

Assumindo que a formação de HF ocorre através da reação de AlF₃ no eletrólito ou com uma fonte de hidrogênio, a equação (3) descreve a reação.



Aqui começamos a distinguir entre fluoreto gasoso gerado e fluoreto gasoso fugitivo. O fluoreto fugitivo é o fluoreto que o sistema de exaustão não consegue capturar. O fluoreto capturado vai para um sistema de reatores.

Existem dois tipos de reatores (*Dry Scrubbers*) um de tecnologia ALCOA S.A A-398 e os de injeção. Ambos utilizam o mesmo princípio de funcionamento, reação do gás (HF) com alumina primária (alumina recebida da refinaria) passando a ser classificada como alumina reagida. A alumina reagida volta ao sistema durante a alimentação da cuba eletrolítica, tendo um importante fator de controle da química do eletrólito impactando em redução de custo.

Os gases SO_x , NO_x também são gerados, entretanto não controlados. O SO_x apresenta efeito similar ao HF porém o NO_x é um gás potencial de efeito estufa, porém as quantidades geradas são relativamente baixas.

Conforme citado anteriormente, os outros gases que são gerados a partir de distúrbios devido à falta de alumina e/ou temperatura de operação muito baixa são os PFCs gerados durante o efeito anódico e podem ser evitados.

2.6 Efeito Anódico

O efeito anódico pode ser descrito como um fenômeno de bloqueio a passagem de corrente entre o anodo e o banho eletrolítico. Ele se manifesta por um súbito aumento na tensão de trabalho da cuba eletrolítica. Durante a operação das cubas, o efeito anódico se manifesta com a baixa concentração de alumina no banho eletrolítico e a tensão da cuba aumenta abruptamente para valores superiores 30V.

Convencionou-se, através dos órgãos legais, a classificar efeito anódico todo o fenômeno que faça a tensão da cuba eletrolítica ultrapassar a 8V, pois torna-se mensurável a quantidade de CF_4 e C_2F_6 emitidos, uma vez que a tensão de trabalho é aproximadamente 4,5 V.

A manifestação do efeito anódico está relacionada com a densidade crítica de corrente (ccd), esta se caracteriza pela máxima densidade de corrente obtida antes que a reação normal anódica seja substituída pelo efeito anódico [GROTHEIM & KROHN, 1982]. Observa-se um aumento gradual da tensão até o seu valor máximo, depois ocorre uma queda sinalizando a aproximação do efeito anódico. A Figura 2.10 mostra este comportamento da tensão. As medidas de ccd em função da concentração de alumina são de difícil reprodutibilidade, desta forma utiliza-se a tensão para correlacionar à concentração de alumina.

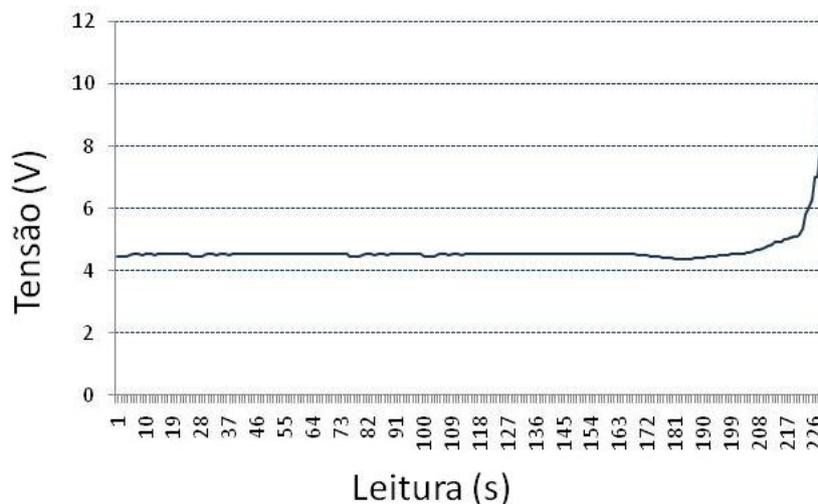


Figura 2.10 – Gráfico mostrando um efeito anódico típico

Existem vários experimentos investigando os mecanismos do efeito anódico acarretando em vários possíveis mecanismos. Porém os mais aceitos estão relacionados ao ângulo de contato formado entre o banho eletrolítico no anodo e a formação de filmes do gás CF_4 [GROTHERM & KVANDE, 1986].

O anodo será mais facilmente coberto com o gás quanto maior for seu ângulo de contato do sistema gás-anodo, e menor a velocidade do fluxo da camada de bolhas maior será a densidade populacional, sendo a condição crítica para a sua formação do filme as bolhas se unirem. O ângulo de contato formado entre o banho eletrolítico e o anodo depende da concentração dos compostos contendo oxigênio [VOGT & THONSTAD, 2002]. Estes dois efeitos por sua vez, dependem da densidade crítica de corrente e da supersaturação com o gás dissolvido. Este fenômeno depende também de outros fatores além da temperatura e pressão do sistema, são estes a geometria e a fluidodinâmica da camada de bolhas de baixo do anodo.

Na Figura 2.11 apresenta um desenho esquemático onde se pode ter uma visualização das bolhas em baixo do anodo para um processo normal de operação. Caso uma cuba entre em efeito anódico temos a formação do filme isolante.

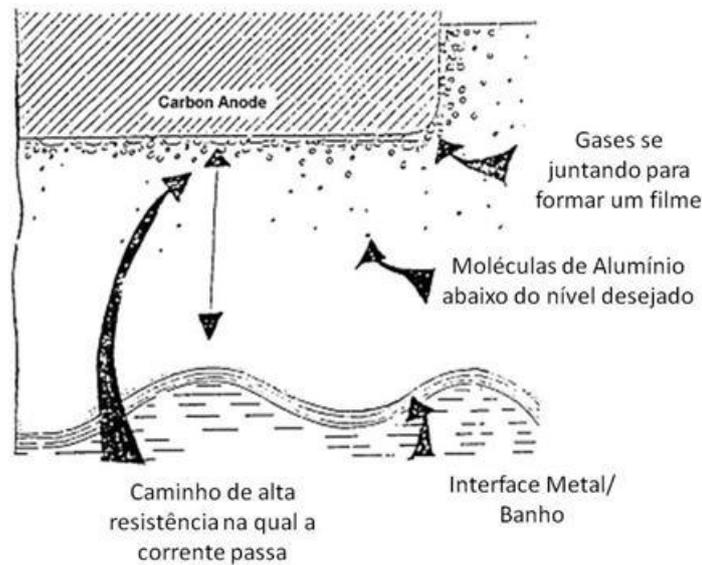
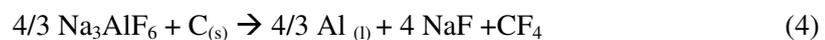


Figura 2.11 – Formação das bolhas em baixo do anodo

Durante a operação normal da cuba eletrolítica a formação de CF_4 e desprezível devido ao potencial padrão de reação de $E^0 = 2,50\text{V}$ (Equação 4), enquanto que para o CO_2 é de aproximadamente $1,16\text{V}$ (Equação 1).



No efeito anódico as condições energéticas são alcançadas para que a Equação (4) seja favorecida. As plantas da ALUMAR e Poços de Caldas têm em média uma frequência de 0,12 e 0,50 EA/CD (efeito anódico por cuba dia), respectivamente.

2.7 Computador de controle

O computador de processo é utilizado basicamente para garantir a produção da cuba nos alvos selecionados pelo processo e operação. Está conectada unicamente a rede de processo que é fisicamente separada da rede da ALUMAR.

O fornecimento de energia à sala de cubas é garantido pela subestação, a interface de *hardware* de controle de processo recebe os sinais analógicos da tensão individual das cubas e corrente da linha e os converte para sinais digitais e envia para

o computador de processo. Por conseguinte, o computador de processo executa as rotinas e toma as ações necessárias, como correção da tensão através do movimento de barramento, entrada ou retirada de modificadores ou alimentação da cuba entre outras. Ao término do processamento das rotinas de controle o sistema passa a informação relativa ao somatório das tensões alvo das cubas para o sistema de controle de carga e demanda.

Esta arquitetura garante um ambiente seguro para os dados de processo, em decorrência da redução dos pontos de acesso e de estar separada da rede da planta. Também apresenta baixo custo para *upgrade* devido ao *design*, de um computador por linha. A Figura 2.12 demonstra a rede de controle.

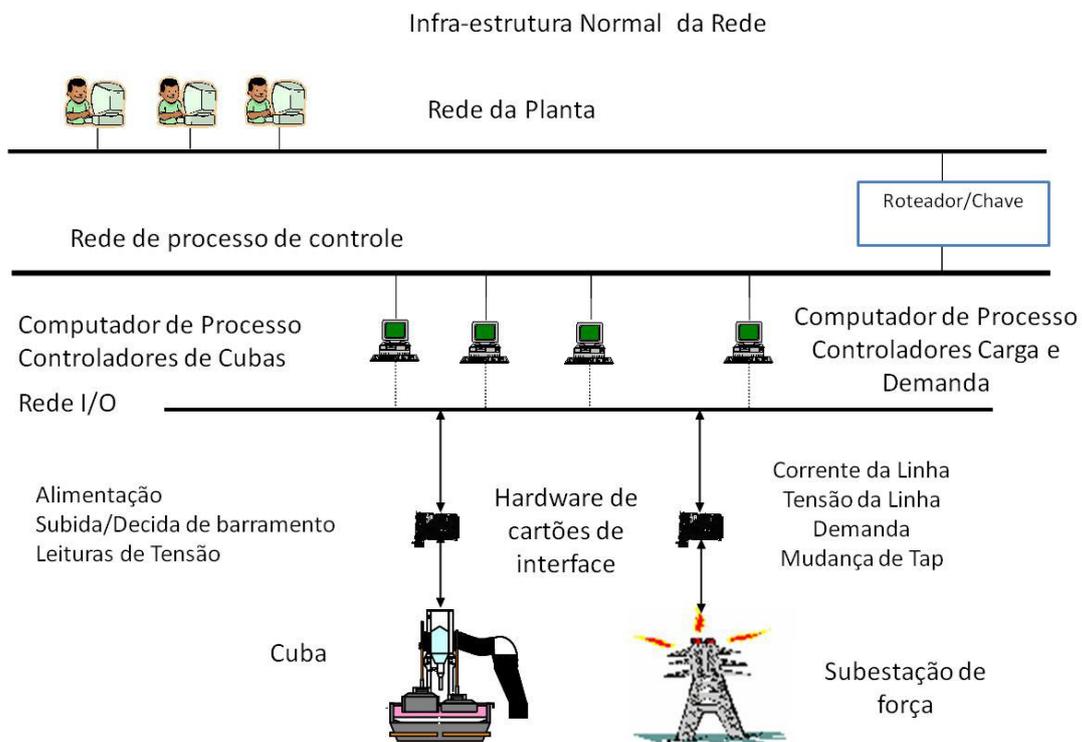


Figura 2.12– Computador de controle

2.8 Resumo do Capítulo

O Capítulo teve o objetivo de familiarizar o leitor com o fascinante mundo do alumínio, além de introduzir os termos utilizados no dia-a-dia como também a contextualizar a dissertação.

Foi apresentado um breve histórico sobre a descoberta do atual alumínio, mostrou o processo de produção, as diferentes tecnologias entre as cubas eletrolíticas *Sodeberg* e *Prebake*.

As questões ambientais relacionadas às emissões atmosféricas também foram abordadas mostrando a dinâmica e os princípios.

O funcionamento do computador de controle de processo foi mostrado de forma esquemática, maiores detalhes do controle de resistência serão apresentados nos Capítulos posteriores.

3 Alimentadores de Cubas Eletrolíticas

O Capítulo apresenta um estudo comparativo da implementação dos alimentadores do tipo inteligente com os alimentadores atualmente utilizado nas cubas eletrolíticas, salienta-se que a tecnologia das cubas utiliza os alimentadores do tipo *Point Feed* em cubas *Prebake*.

Inicialmente, descreve-se a tecnologia dos alimentadores, em que se enfatizam os aspectos operacionais, em termos de procedimentos e distribuição de alumina na cuba eletrolítica. O alimentador do tipo *Point Feeder* é uma tecnologia utilizada na maioria das plantas de produção de alumínio no mundo e é utilizado na ALUMAR.

O Capítulo continua evoluindo até o projeto dos alimentadores inteligentes que tem por objetivo a minimização dos efeitos anódicos através da detecção de falhas dos alimentadores. Discutem-se os alimentadores com sensores de final de curso, sendo o ponto culminante a implantação do projeto em uma fábrica do mundo real, descrevendo com detalhes a operação pneumática. O Capítulo finaliza com uma discussão dos resultados que são gerados em observações operacionais da primeira implantação.

3.1 Tecnologia dos Alimentadores

Durante o desenvolvimento tecnológico das cubas ocorreu paralelamente o desenvolvimento dos alimentadores. Inicialmente só existia a tecnologia Soderberg, a qual utilizava um veículo com uma roda dentada acoplada para realizar a quebra (*Side Break*), todavia a quantidade de alumina adicionada era excessiva causando distúrbios na cuba. O posterior desenvolvimento foi uma guilhotina que compreendia toda a lateral da cuba e era utilizada para quebra da crosta (*Bar Break*) sendo que seu acionamento já passou a ser pneumático, porém não se tinha a garantia da entrada da alumina no banho eletrolítico.

A tecnologia superior de alimentação de cuba é chamada de *Point Feed*, pois possui uma quantidade conhecida de alumina chamada de dose (*shot size*) de aproximadamente 5kg possuindo de 1 a 5 alimentadores por cuba. Possui basicamente dois tipos de sistema de alimentadores: os integrados (desenvolvidos pela ALCOA S.A na década de 1960) e os independentes. A Figura 3.01 mostra estes dois sistemas.

Os sistemas são definidos como:

- O sistema integrado pode ser definido como um cilindro combinado para quebrar a crosta e alimentar;
- O sistema independente usa cilindros separados sendo uns para dosar a alumina e outro para quebrar a crosta e estes funcionam de modo independente;

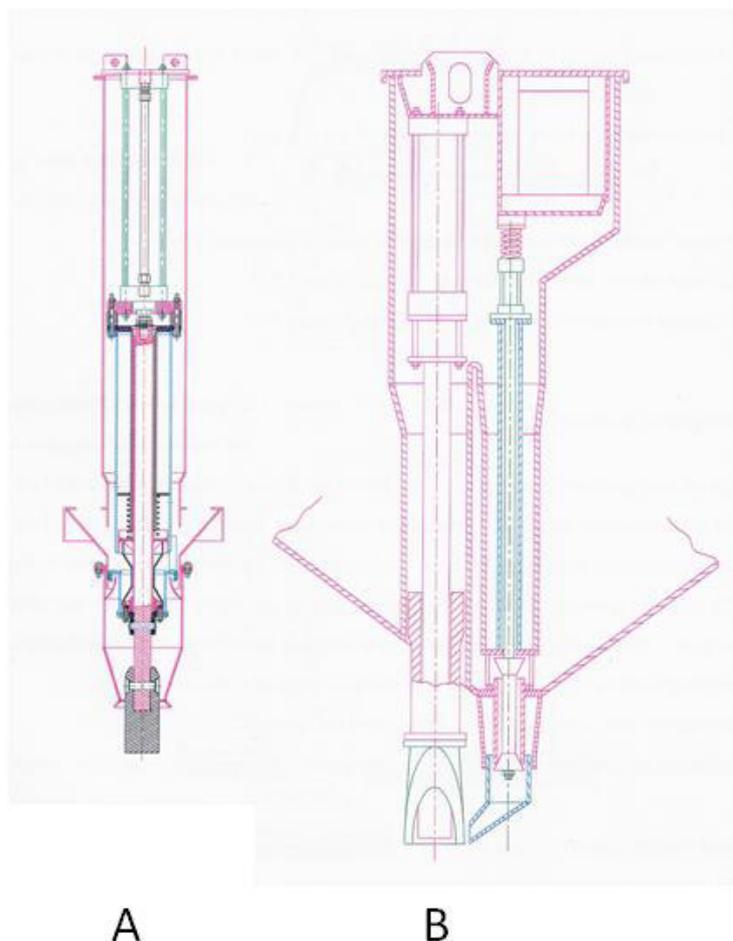


Figura 3.01 – Sistemas de alimentadores *Point Feeder*; A – Sistema integrado e B – Sistema independente

Os dois tipos de alimentadores utilizam uma ponteira para quebrar a crosta chamada de êmbolo. Para o transporte de alumina até o silo superior da cuba utiliza-se o sistema de fluidização chamado de *airslides* (membranas semipermeáveis que transportam a alumina em sistema fechado através de ar) ou sistema de transporte de alumina de fase densa que utiliza a diferença de pressão no sistema.

A Figura 3.02 mostra um desenho esquemático de uma cuba eletrolítica com 3

alimentadores centrais e integrados.

Outra importante característica dos alimentadores é quanto ao acionamento. Tendo em vista que este pode ser simultâneo ou independente, permitindo assim uma maior flexibilidade operacional.

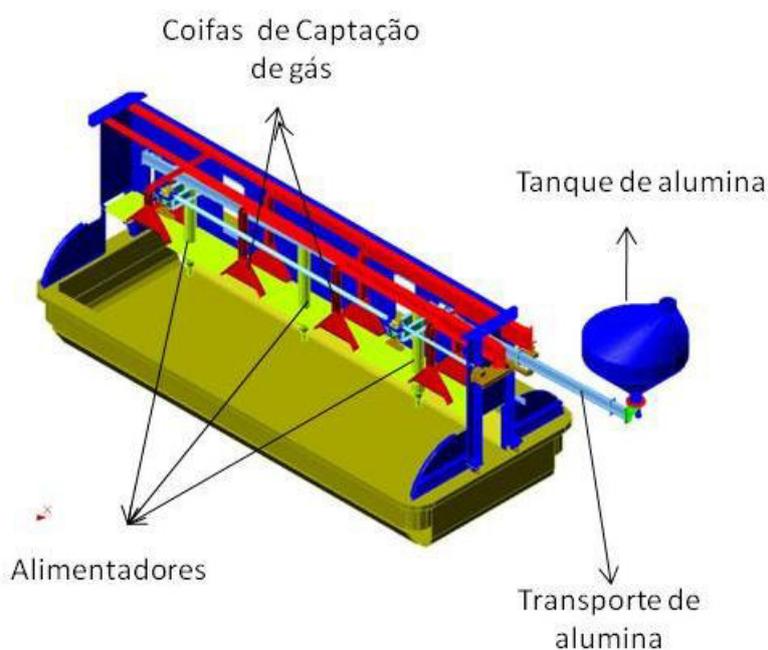


Figura 3.02 – Cuba com 3 alimentadores centrais e integrados

Com estes avanços os alimentadores do tipo *Point Feed* passaram a ter o dever de garantir:

- Exatidão – Quantidade de material por dose constante;
- Entrega – Garantir que todo material seja misturado eficientemente no banho eletrolítico;
- Confiabilidade – Entregar toda a dose toda vez que solicitado;
- Segurança – operação limpa e segura;
- Custo – mínimo custo de operação e manutenção;

O objetivo agora passa a ser o controle de concentração de alumina no banho a fim de torná-la o mais constante possível para maximizar a produção.

Seguindo a Lei de Faraday, é possível calcular a quantidade de alumínio

produzida em função da carga “I” (230kA) em 24 horas em função da eficiência de corrente “EC” (0,945), para se obter a quantidade de alumina necessária utiliza-se o fator de consumo “Fc” que é de aproximadamente 1,91 [SILVA et al., 2002]. Sabemos a massa de alumina em cada dose por alimentador “Ma”(1,7kg) e as quantidades de alimentadores Q_a (3), desta forma têm a quantidade doses - Q_d (shots). A equação (5) mostra este cálculo

$$Q_d = \frac{F_c (EC I 8,053)}{M_a Q_a} \quad (5)$$

Dividindo o dia em segundos pela equação (5) temos o intervalo nominal de alimentação [SILVA et al., 2002]. Através do diagrama de blocos para a distribuição da alumina na cuba indicado na Figura 3.03 podemos observar dois caminhos a serem traçados. O primeiro, de menor custo, é o desenvolvimento e melhoria dos algoritmos para medição indireta que vem sendo desenvolvido pela indústria de alumínio e pelo grupo de pesquisa, ou seja, trabalhar no sensor do sistema [BRAGA 2008]. O segundo caminho é trabalhar no atuador, melhorando os alimentadores, esta por sua vez é uma solução mais cara [KISSANE, 1996].

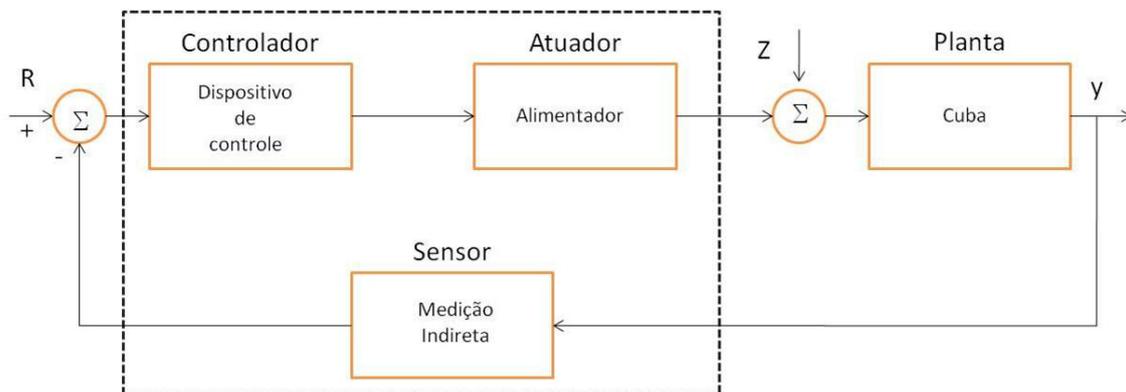


Figura 3.03 – Diagrama de bloco para a distribuição de alumina na cuba

onde R é entrada do sistema e corresponde ao sinal da resistência, Z é o ruído e y é a saída do sistema.

Foi realizado um levantamento de dados na ALUMAR, no qual concluiu-se que cerca de 85% das causas de efeito anódico eram problemas operacionais nos alimentadores [ALCOA,2005]. Como descrito no Capítulo 2 (2.2.3) o efeito anódico

está relacionado diretamente com as emissões de gases do efeito estufa. Assim, verifica-se que a Figura 3.04 apresenta o gráfico de distribuição de causas de EA. As outras causas que não estão ligadas ao problema de alimentador são: a partida de cuba, interrupção de carga e controle de alumina.

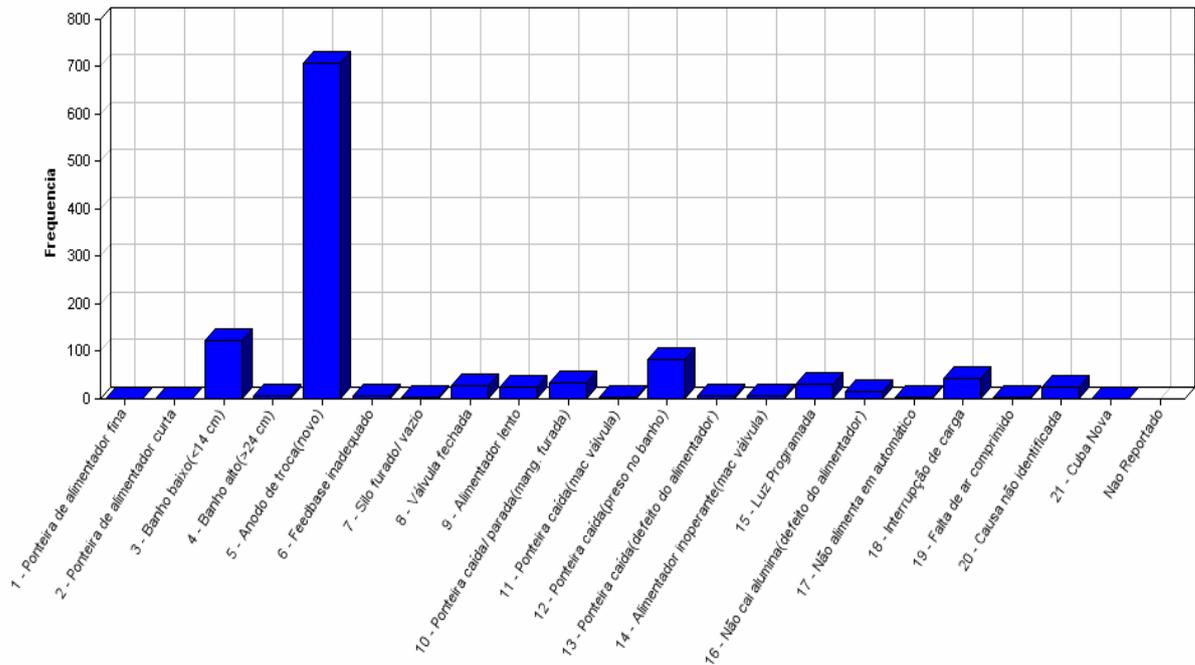


Figura 3.04 – Distribuição das causas de efeito anódico

Os alimentadores utilizados na ALUMAR são integrados e estão localizados no centro da cuba, seu acionamento é feito de forma simultânea. O computador de controle não tem informação direta a respeito da efetividade do comando, pois não há sensores para sinalizar falha. Abaixo a Figura 3.05 que mostra um desenho esquemático do bloco controlador-atuador para este caso, indicando o sentido do sinal do computador de controle.



Figura 3.05 – Diagrama de bloco entre controlador e atuador

Em caso de falha do alimentador o computador não consegue compensar a alumina que entra em menor quantidade na cuba, ocorrendo o efeito anódico. O EA atua como sinalizador de falha, o qual está se tentando eliminar. A chance de detectar um alimentador com problema é durante a inspeção da cuba, quando o operador verifica os alimentadores. Esta tarefa demanda tempo e esforço grande. Durante o trabalho do alimentador é utilizada toda a pressão da linha de ar comprimido, aproximadamente 7kPa, mesmo quando não é necessária toda esta pressão. Este é uma limitação deste sistema de alimentação.

Quando o computador envia o sinal de alimentação e os alimentadores atuam colocando aproximadamente 5,1 kg de alumina, ocorre uma pequena variação na leitura de tensão quando os dados são analisados a 5 Hz, devido a um distúrbio mecânico, porém é função da distância anodo-catodo (ACD).

3.2- Alimentadores Inteligentes

O projeto para os alimentadores inteligentes baseia-se em várias premissas, sendo que a principal é a possibilidade de reduzir os efeitos anódicos através da detecção e redução das falhas de alimentadores, as outras são melhorias na eficiência de corrente, redução do consumo de ar comprimido e eliminação de atividades repetitivas. Serão testados alimentadores com sensores e com sistema de comando independente. Os tipos de sensores mais utilizados estão listados abaixo:

- Elétrico de contato com o banho eletrolítico;
- Eletro/mecânico com sensor de final de curso;
- Sensores de proximidade;

Os alimentadores de inteligentes encontram-se na fase de automação com algoritmos baseados em heurísticas operacionais associadas aos filtros do controle de alumina [TARCY et al.,2002; BRAGA et al.,2008].

3.2.1-Alimentadores com Sensores de fim de Curso

Estes sistemas foram desenvolvidos para diminuir o tempo que o êmbolo fica em contato com o banho eletrolítico a fim de reduzir o desgaste. É utilizado o princípio de mudança na tensão do cilindro quando o êmbolo toca o banho, retraindo de forma rápida o alimentador do banho. Existe uma patente da Alussuisse [ANON,1982] com este princípio e outra similar da Pechiney [BORNNEY & GERPHAGNAN,1983]. A Figura 3.06 ilustra estes dois sistemas.

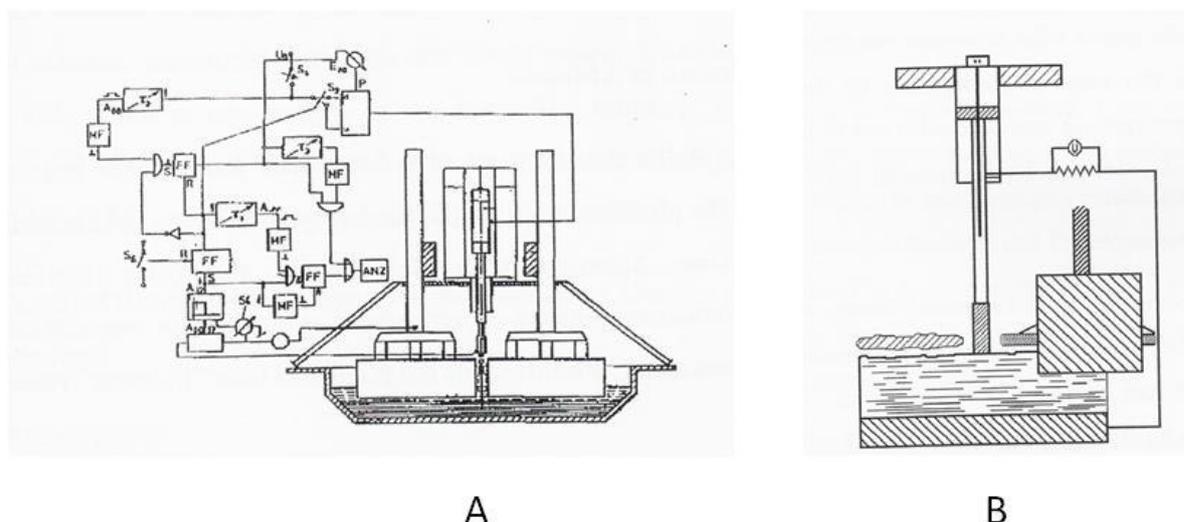


Figura 3.06 – Desenhos adaptados das patentes dos sensores de fim de curso; A- Alussuisse e B - Pechiney

Verificou-se, ainda, que sensores magnéticos apresentaram problemas, uma vez que estavam imersos em campos magnéticos fortes e variáveis [KISSANE, 1996]. Os sensores pneumáticos foram testados por “Kissane 1996” com bons resultados em frequência de efeito anódico, mas os custos foram altos na época. A planta de alumínio *Prebake* de Mosjøen (Noruega) utiliza sensores elétricos de início e final de curso para acionar o sistema pneumático do cilindro [HVIDSTEN & RYE, 2007]. Assim associado ao sistema existe um PLC que torna a rotina de controle inteligente.

3.2.2 Alimentadores Inteligentes na ALUMAR

Foram selecionadas seis cubas para o teste com os alimentadores inteligentes no intuito de avaliar a viabilidade técnica e confirmar os ganhos propostos (Redução de efeito anódico, redução do consumo de ar comprimido, aumento de eficiência de

corrente e aumento da vida do alimentador). Como a ALUMAR foi a planta pioneira no grupo ALCOA S.A, as medidas de segurança foram mais rígidas, desta forma o sistema utilizado inicialmente para o referido teste foi o sistema totalmente pneumático (acionamento e sensores).

3.2.2.1 Características dos Alimentadores Inteligentes

A adaptação que tornou o sistema de alimentadores independentes foi a colocação de um PLC para controlar o acionamento das válvulas que o classifica como independente. Isto possibilitou o acionamento de um alimentador por vez, entretanto a quantidade de alumina que é adicionada na cuba continuou a mesma.

No caso de falha de um dos alimentadores os outros irão compensar até que o problema seja resolvido.

O sistema pode ser considerado inteligente, pois com os sensores colocados no início e fim de curso foi possível fazê-lo compensar em caso de problema, tais como detecção de problemas que não se conhecia com o alimentador lento.

Devido à característica da câmara do cilindro, não se utiliza toda a pressão da linha. Caso o alimentador encontre algum obstáculo (crosta mais dura, por exemplo) a pressão de trabalho do alimentador é aumentada para superar o obstáculo até atingir a pressão máxima da linha de ar comprimido. Se o alimentador não conseguir transpor o obstáculo ele irá tentar outra vez e se falhar novamente é acionada a operação. Isto evita que se tenha muita alumina em cima do banho de cobertura, pois o sistema antigo não era capaz de detectar este problema. Isto reduziu o trabalho extra de retirada desta camada de alumina, haja vista que o operador tinha que retirar o excesso de alumina do banho de cobertura.

A atividade de inspeção dos alimentadores foi eliminada para este grupo de cubas, sendo necessária apenas das cubas que o sistema alarmasse.

3.2.2.2 Montagem dos Alimentadores Inteligentes

A preparação e montagem do sistema levaram mais de três meses e foi um esforço de vários departamentos da ALUMAR. Após a especificação de todo o material. Desenvolveram-se os projetos mecânicos e elétricos, além da preparação dos

sistemas do PLC e do software de controle. O PLC utilizado é da marca *Allen Bradley*® modelo 5/40E. Utilizou uma rede *remote I/O* para cada cuba, utilizando cartões da Família *Flex IO*, com 16 pontos de IO. O sistema de “Alimentadores Inteligentes” é composto por:

- ✓ 1 PLC;
- ✓ Uma rede *Remote I/O*;
- ✓ 1 Painel que transforma o sinal elétrico em pneumático (e vice-versa);
- ✓ Tubulações que levam o ar da válvula piloto para os alimentadores e dos sensores para os pressostatos no painel;
- ✓ Os alimentadores propriamente ditos.

A Figura 3.07 mostra as ligações da válvula piloto para os alimentadores e dos sensores para os pressostatos no painel, estão representadas apenas três das seis cubas em teste.

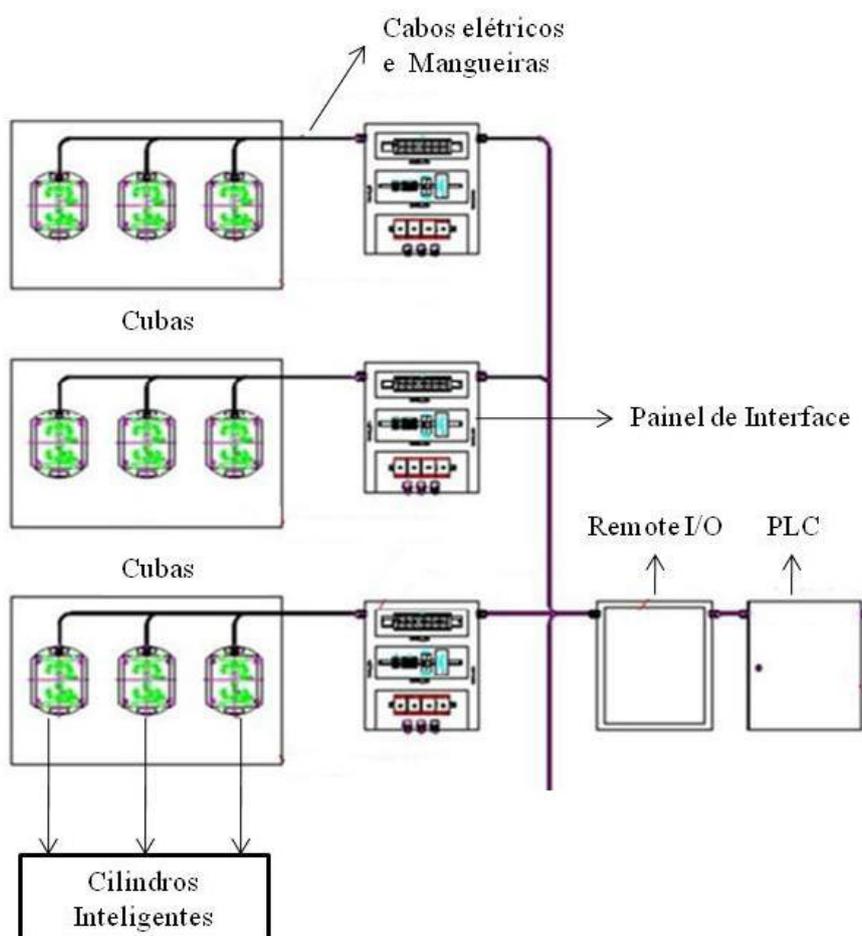


Figura 3.07 – Desenho mostrando o remote I/O, PLC e a ligações do painel com os sensores para a cuba

- Se a chave estiver na posição “Bloqueado” não haverá alimentação automática na cuba;

Se houver problema no PLC ou na rede, o relé de segurança R3 (não apresentado no desenho) que fica o tempo todo acionado, deverá sair, fazendo com que a qualquer pulso recebido acione os três alimentadores simultaneamente. O relé de segurança R3 também sai quando a alimentação de emergência é acionada;

O funcionamento do painel para sinalização está representado abaixo,

- Recebe das cubas dois sinais por alimentador (início de curso e fim de curso);
- Os sinais chegam pneumáticos e são transformados para elétrico no painel;
- Os sinais elétricos são passados para o PLC (através do “Block I/O”) e lá são tratados;
- Se os sinais, após a lógica do PLC, indicarem um alarme de falha, a lâmpada referente ao alimentador que falhou ficará piscando na frente do painel;
- Toda vez que a lâmpada estiver piscando indicando falha, o alimentador estará automaticamente bloqueado;
- A lâmpada de cada alimentador (nos painéis) também acendem toda vez que aquele alimentador estiver alimentando;
- Nos painéis também tem os botões de teste de lâmpada, de “Reset” de falhas
- Há também botões de acionamento manual dos alimentadores. Existe um botão por alimentador.

A Figura 3.09 mostra o novo diagrama de funcionamento do sistema de alimentação utilizando os alimentadores inteligentes. Pode ser observado neste sistema o caminho do sinal que o computador envia, para o *HUB* e este distribui para o *Mustang* (cartão conversor de sinal analógico para digital e digital-analógico). Do *Mustang* o sinal vai para o PLC. Este por sua vez se encarrega das seqüências de alimentação. O sinal elétrico é transformado em um sinal pneumático e é enviado ao alimentador. Em caso de falha a seta tracejada que parte da cuba até o painel e

posteriormente ao PLC e de acordo com sua programação atua para compensar a alimentação. O PLC envia o sinal de problema para o *HUB* e este envia para o computador que disponibiliza uma mensagem na área para a operação ir checar o problema.

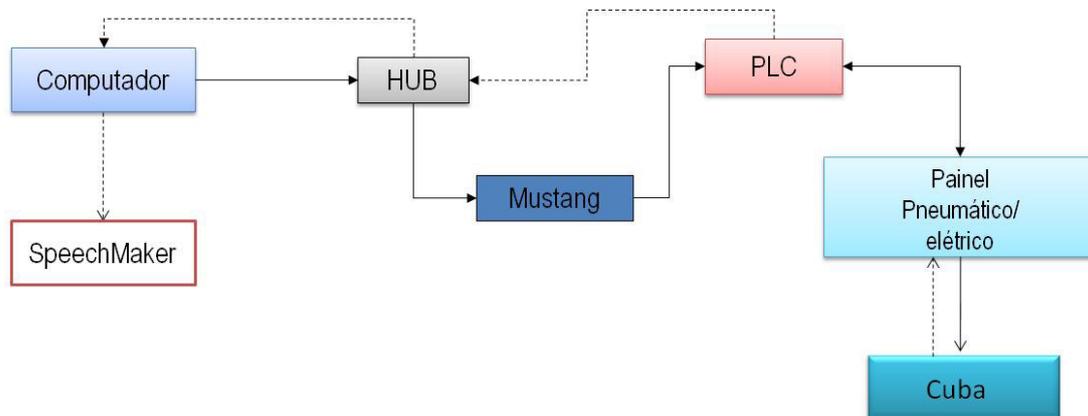


Figura 3.09 – Caminho percorrido pelo sinal

3.2.2.3 Funcionamento do sistema pneumático do alimentador

O funcionamento do sistema pneumático pode ser dividido em sete Estágios, que compreende o início do ciclo onde o sistema é pressurizado até o acionamento do sensor de final de curso. Os estágios estão representados abaixo pelas Figuras 3.10 até 3.23.

1. Estágio - Ar comprimido é ligado dando início ao ciclo do sistema, Figura 3.10.

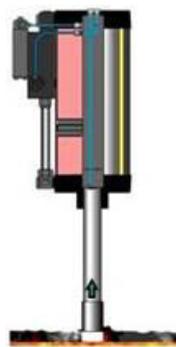


Figura 3.10 – Posição do Cilindro 1º Estágio

Neste estágio o ar central é ligado e o cilindro C1 que se encontrava na posição intermediária começa a se deslocar para o cabeçote traseiro. A Figura 3.11 mostra as etapas do acionamento no circuito pneumático para este estágio.

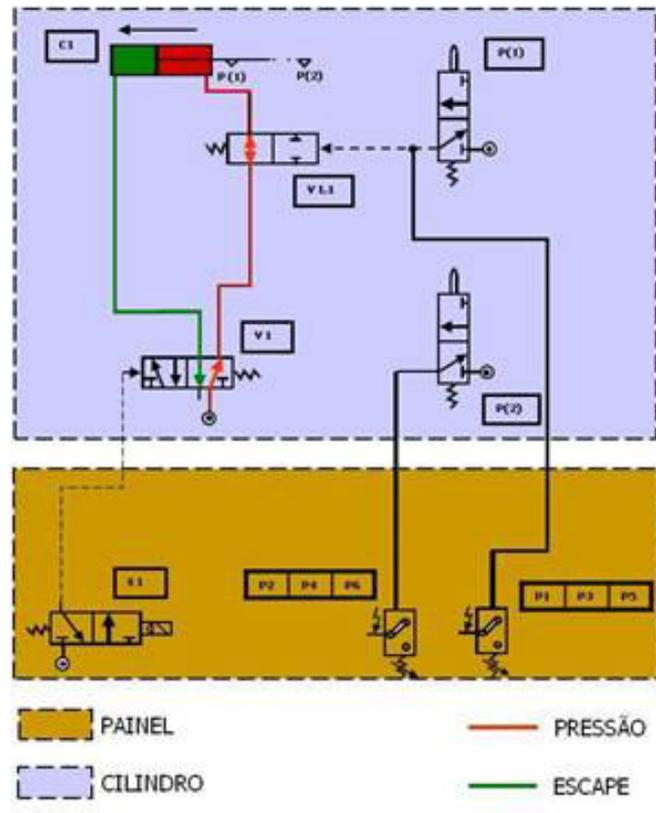


Figura 3.11 – Circuito Pneumático do alimentador inteligente 1º Estágio

A válvula (V1) permanece com uma via aberta para pressão e outra para o escape. A válvula (V1.1) permanece com uma via aberta dando passagem de fluxo. Enquanto isto, as válvulas de fim de curso P(.) não estão atuadas e estão com escapes abertos. A válvula S1 no painel está em repouso com escape aberto. Os conversores pneumáticos P (pressostatos) não recebem nenhum sinal de ar neste estágio, mantendo-se abertos, passando então para o próximo estágio.

2. Estágio - Cilindro atinge o cabeçote superior do alimentador, Figura 3.12.

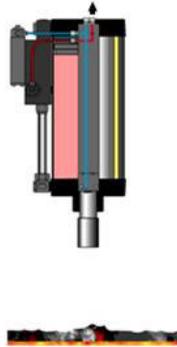


Figura 3.12 – Posição do Cilindro 2º Estágio

Neste estágio o cilindro chega ao cabeçote superior (anterior) e atinge a válvula de fim de curso P(1) mudando sua posição e abrindo a via de pressão. A Figura 3.13 mostra as etapas do acionamento no circuito pneumático para este estágio.

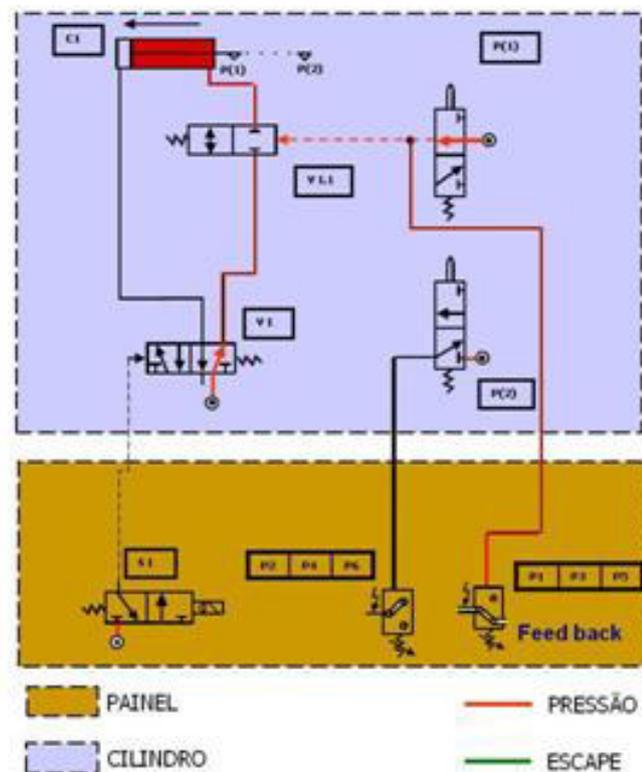


Figura 3.13 – Circuito Pneumático do alimentador inteligente 2º Estágio

O ar direcionado da pilotagem P(1) atinge a válvula (V1.1) alternado sua posição e obstruindo a passagem de ar para o cilindro inteligente. O mesmo ar é direcionado para o pressostato P1, fazendo o fechamento do contato e sinalizando ao PLC que o cilindro chegou ao seu curso final. Caso o cilindro não chegue à posição superior (em um tempo pré-estabelecido), conseqüentemente o pressostato P(1) não será acionado e o computador indicará uma falha operacional no cilindro. Esta falha por sua vez, poderá ter sua causada atribuída ao alimentador preso na crosta do banho sólido ou por falha eletromecânica do sistema. O próximo estágio dizer respeito da válvula de pilotagem.

3. Estágio - Válvula de pilotagem no painel é acionada pelo computador ou manualmente, Figura 3.14.

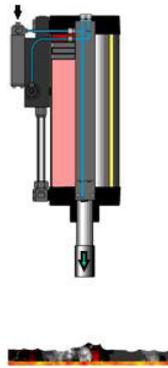


Figura 3.14 – Posição do Cilindro 3º Estágio

Neste estágio a válvula (S1) é acionada pelo computador ou manualmente, mudando de posição e pilotando a válvula (V1) que se encontra no cilindro do alimentador. A Figura 3.15 mostra as etapas do acionamento no circuito pneumático para este estágio.

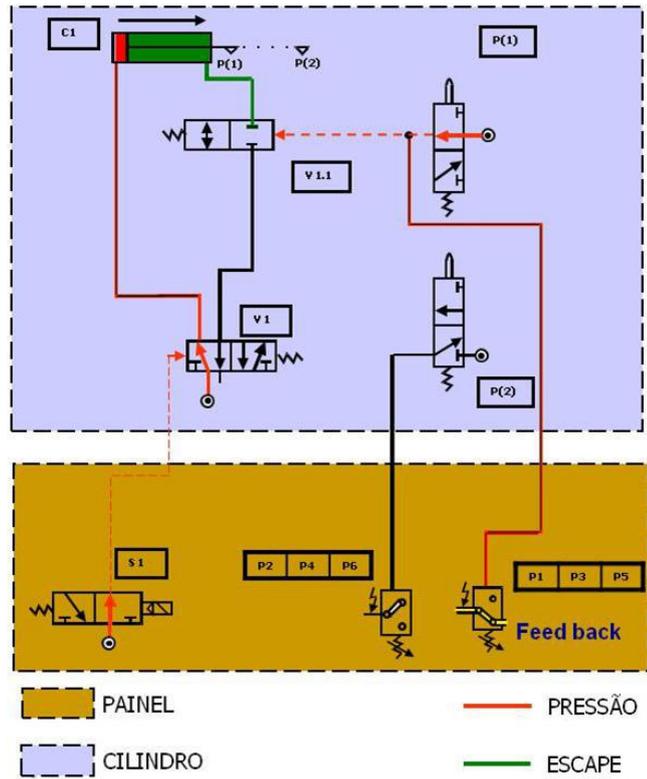


Figura 3.15 – Circuito pneumático do alimentador inteligente 3º Estágio

O ar comprimido que passa pela via aberta da válvula (V1) entra no cabeçote anterior do cilindro (C1) forçando seu deslocamento. A válvula (V1.1) está com sua posição inalterada impossibilitando o escape de ar do cilindro. O deslocamento vai ocorrer porque as áreas são diferentes e como a pressão irá se igualar, a força da área maior (sem haste) irá vencer a da área menor (com haste), passando assim para o estágio 4.

4. Estágio - Cilindro se desloca até o cabeçote inferior do cilindro, Figura 3.16.

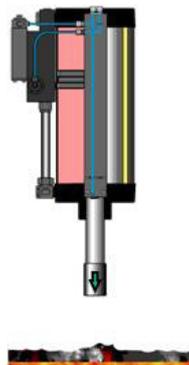


Figura 3.16 – Posição do Cilindro 4º Estágio

Neste estágio o cilindro (C1) faz um pequeno deslocamento devido às pressões equivalentes em ambas as câmaras. Entretanto, o deslocamento é suficiente para desativar a válvula de fim de curso P(1). A Figura 3.17 mostra as etapas do acionamento no circuito pneumático para este estágio.

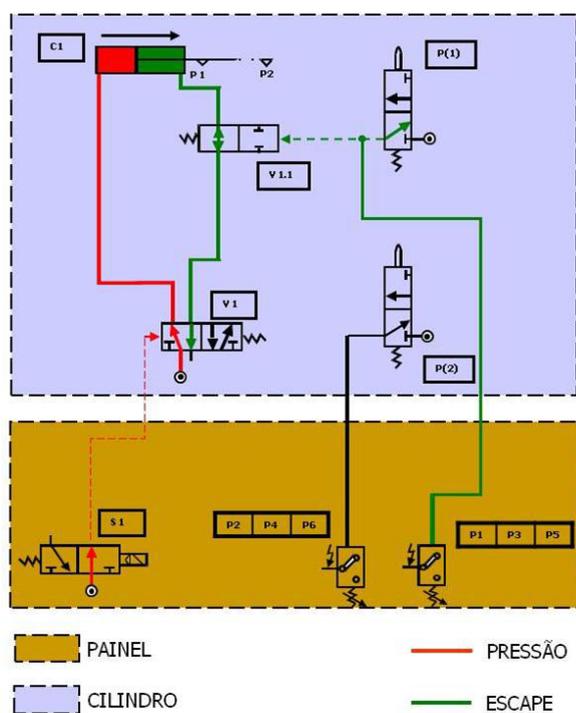


Figura 3.17 – Circuito pneumático do alimentador inteligente 4º Estágio

O cilindro não toca mais a válvula de fim de curso P(1), a mola da mesma faz a mudança de posição abrindo agora, uma via para escape de ar que pilotava a válvula (V1.1) e o pressostato P(1). Sequencialmente cessa-se o ar de pilotagem que vinha da válvula P(1), fazendo com que a válvula (V1.1) retorne, liberando a via para escape de ar da câmara anterior do cilindro. Isto acontece também com o pressostato P(1) que retorna para sua posição original, abrindo o contato e cessando o sinal para o PLC.

5. Estágio - Cilindro chega ao sensor inferior, Figura 3.18.

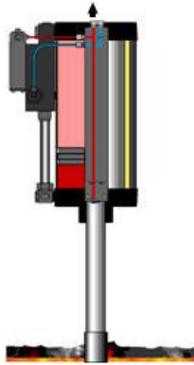


Figura 3.18 – Posição do Cilindro 5º Estágio

Neste estágio o êmbolo do cilindro C1 atinge a válvula de fim de curso P(2), fazendo com que a mesma mude de posição. A Figura 3.19 mostra as etapas do acionamento no circuito pneumático para este estágio.

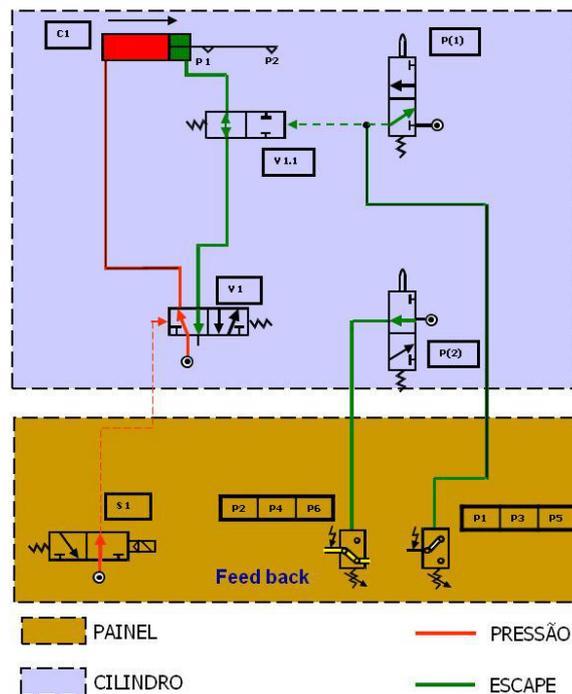


Figura 3.19 – Circuito pneumático do alimentador inteligente 5º Estágio

Uma via é aberta para pressão executando a pilotagem do pressostato P2, que fechará o contato elétrico, indicando ao PLC que o cilindro (C1) chegou ao seu final de curso, ou seja, o alimentador conseguiu quebrar a crosta. Caso o cilindro não

consiga quebrar a crosta, a válvula de fim de curso P(2) não será acionada, e conseqüentemente não haverá sinalização no pressostato. Logo o PLC não receberá sinal, fazendo com que o alimentador volte e faça uma segunda tentativa de quebra. Entretanto se na segunda tentativa o alimentador não tiver êxito, o PLC abortará o ciclo, desta forma, o sinal para o alimentador com problema será bloqueado, e os dois outros alimentadores terão sua frequência de alimentação reduzida, compensando o alimentador parado. O computador da sala informará o alimentador com problema (via sistema de áudio), e a lâmpada do referido alimentador ficará piscando no painel da cuba. Passando para a etapa de retorno do cilindro.

6. Estágio Cilindro retorna após cessar sinal elétrico ou acionamento manual, Figura 3.20.

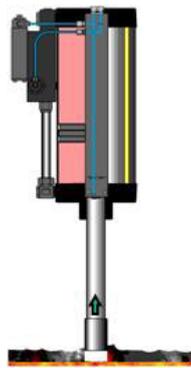


Figura 3.20 – Posição do Cilindro 6º Estágio

Neste estágio o cilindro (C1) se desloca para o cabeçote superior do alimentador. A Figura 3.21 mostra as etapas do acionamento no circuito pneumático para este estágio.

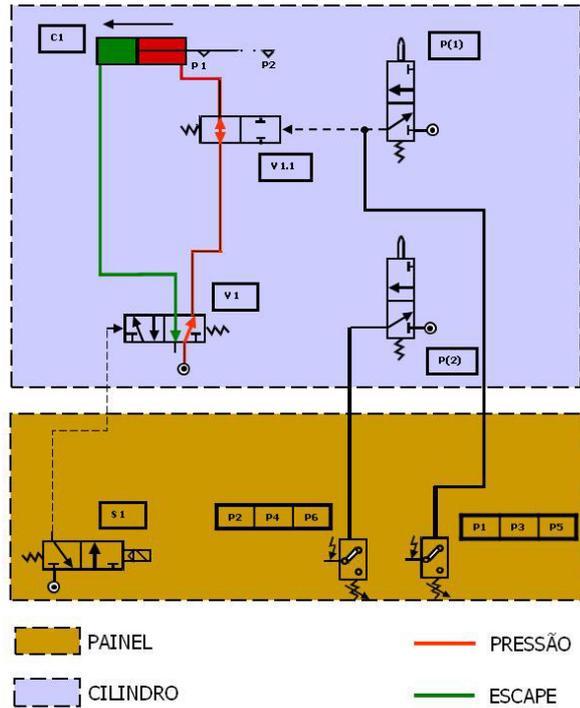


Figura 3.21 – Circuito pneumático do alimentador inteligente 6º Estágio

A válvula (V1) permanece com uma via aberta para pressão e outra para escape. A válvula (V1.1) permanece com uma via aberta dando passagem de fluxo. As válvulas de fim de curso P(.) não estão atuadas e com escapes abertos. A válvula (S1) no painel está em repouso com escape aberto. Os conversores pneumáticos P (pressostatos) não recebem nenhum sinal de ar neste estágio, mantendo-se abertos, chegando ao ultimo estágio.

7. Estágio - Cilindro toca no fim de curso superior (ciclo completo), Figura 3.22.

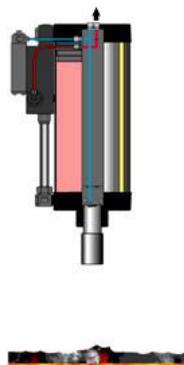


Figura 3.22 – Posição do Cilindro 7º Estágio

Neste estágio o cilindro chega ao cabeçote superior (anterior) e atinge a válvula de fim de curso P(1) mudando sua posição e abrindo a via de pressão. A Figura 3.23 mostra as etapas do acionamento no circuito pneumático para este estágio.

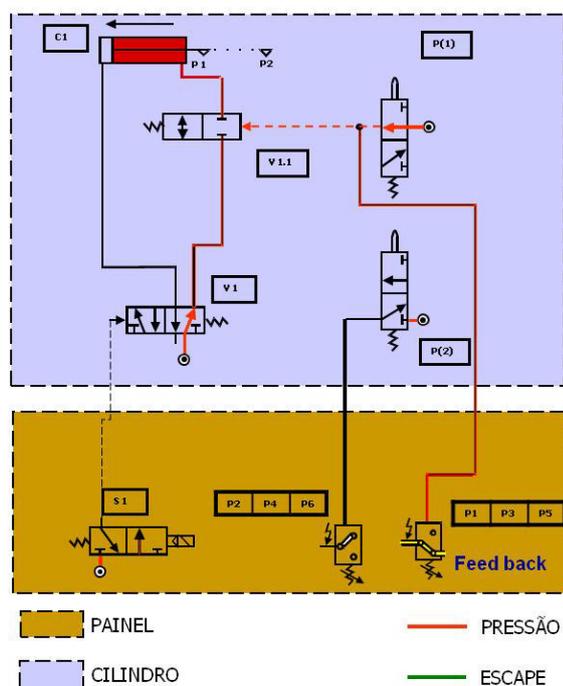


Figura 3.23 – Circuito pneumático do alimentador inteligente 7º Estágio

O ar direcionado da pilotagem P(1) atinge a válvula (V1.1) alternando sua posição e obstruindo a passagem de ar para o cilindro inteligente. O mesmo ar também é direcionado até o pressostato P1, fazendo o fechamento do contato e sinalizando ao PLC que o cilindro chegou ao seu curso final. Caso o cilindro durante um determinado tempo não chegar na posição superior, conseqüentemente o pressostato p(1) não será acionado. O computador indicará uma falha operacional no cilindro. Esta falha por sua vez, poderá ter sido causada por um dos alimentadores preso ao banho ou por falha eletromecânica do sistema.

Ao final do primeiro ciclo, o Estágio 1 fica suprimido, pois o sistema já estará em regime, passando a trabalhar com seis Estágios.

3.2.2.4 Comparação dos Sistemas Inteligentes entre ALUMAR e Mosjøen

A Tabela 3 mostra as diferenças entre os dois sistemas, Mosjøen possui toda a planta convertida com alimentadores inteligentes.

Tabela 3.1: Diferenças entre as tecnologias de alimentadores inteligentes

São Luís	Mosjøen
Sinalização e acionamento de válvulas pneumáticas	Sinalização e acionamento de válvulas elétricas
Sistema de economia de ar	Não possui sistema de economia de ar
Alimentador interno	Alimentador externo
Nada impede que o alimentador desça na falta de ar comprimido	Trava impede que o alimentador desça na falta de ar comprimido
3 alimentadores centrais e integrados	2 alimentadores sendo 1 central com quebra crosta independente e outro externo
Sistema de saída de ar para o ambiente	Sistema de saída de ar para o ducto de exaustão
Sistema de áudio	<i>Pagers</i>
Um PLC por grupo de 51 cubas	Um PLC por cuba

Podemos salientar as principais diferenças como os diferentes tipos de acionamento dos sensores em que o sensor elétrico é de mais fácil instalação e manutenção, além de maior confiabilidade em relação aos sensores pneumáticos. Porém o sistema da ALUMAR possui um sistema de economia de ar comprimido reduzindo o consumo de ar comprimido do sistema. Outra característica importante é em relação ao PLC, que em Mosjøen utiliza-se um por cuba enquanto que na ALUMAR utiliza-se um por um grupo de 51 cubas, em caso de *upgrade* do sistema o custo da ALUMAR é relativamente mais baixo. Devido à concepção do projeto, um dos alimentadores de Mosjøen é externo, tornando-o mais fácil de intervir caso ocorra algum problema. O sistema de áudio em relação ao *Pagers* não apresenta vantagem, cada sistema foi dimensionado em função das vantagens de cada unidade.

3.3- Resultados e discussão

As seis cubas utilizadas foram da nº 2069 a 2074 na linha 1, sendo que a idade das cubas são 1594, 2305, 834, 1320, 1528, 1548, dias respectivamente.

Os parâmetros de processo como, por exemplo, temperatura, *ratio*, *feed* base não apresentaram diferença estatística quando comparada com a linha 1. Neste grupo de cubas fez-se um acompanhamento mais detalhado quanto a alumina dissolvida no banho eletrolítico. Foram retiradas amostras diárias para mostrar que a cuba não estava trabalhando com uma concentração de alumina mais alta, mascarando os resultados de EA. A análise de alumina em cubas regulares no processo é realizada com a frequência de uma vez a cada 8 dias. As amostras foram analisadas pelo LECO, modelo RO416-DR acoplado ao forno indutivo EF400, o procedimento de análise encontra-se no Apêndice C.

Pela Figura 3.24 podemos observar que as cubas com alimentadores inteligentes estavam trabalhando um pouco abaixo da média da planta, que é aproximadamente 3,2%, em outras palavras, os resultados de EA não estavam sendo influenciados pela concentração de alumina no banho eletrolítico.

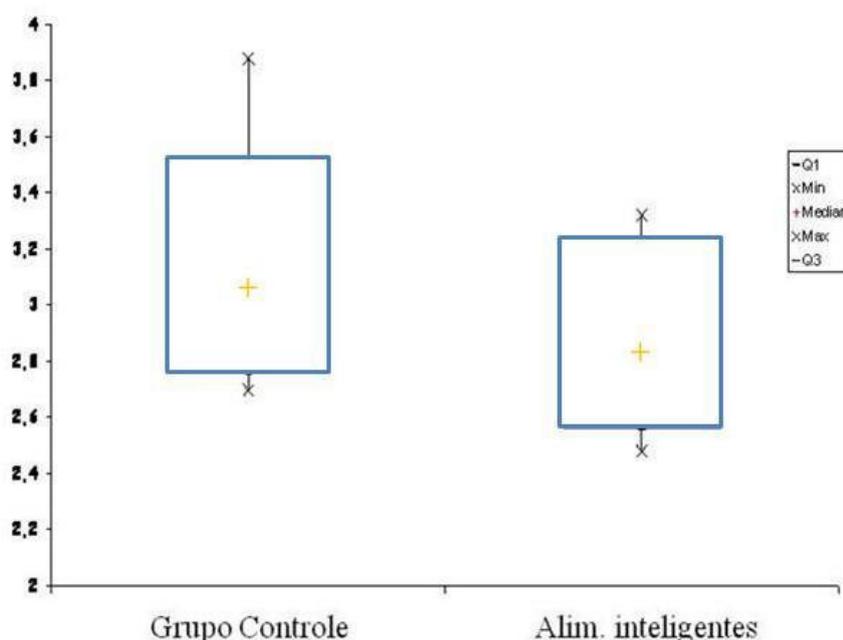


Figura 3.24 – Comparação da concentração de alumina dissolvida no banho eletrolítico para as cubas controle e com alimentadores inteligentes

A Tabela 3.2 mostra a evolução da frequência de efeito anódico desde o início do teste até os dias atuais. Existe uma redução dos efeitos anódicos expressiva em média mais de 50% no período total de teste. As médias mensais são compostas das médias diárias dos grupos de cubas.

Tabela 3.2: Valores de frequência de efeito anódico (EA/CD) para os Alimentadores inteligentes e para a linha 1

	SM Feeders	Linha 1	%Redução
Novembro/06	0,14	0,2	30
Dezembro/06	0,07	0,19	63
Janeiro/07	0,06	0,13	54
Fevereiro/07	0,07	0,12	42
Março/07	0,16	0,19	16
Abril/07	0,07	0,13	46
Maio/07	0,07	0,16	56
Junho/07	0,01	0,13	92
Julho/07	0,04	0,11	64
Agosto/07	0,03	0,14	79
Setembro/07	0,03	0,12	75
Outubro/07	0,03	0,12	75
Novembro/07	0,03	0,13	77
Dezembro/07	0,07	0,13	46
Janeiro/08	0,08	0,15	47
Fevereiro/08	0,06	0,13	54
Março/08	0,04	0,11	64
Abril/08	0,06	0,12	50
Maio/08	0,1	0,12	17
Junho/08	0,07	0,16	56
Julho/08	0,06	0,13	54
Agosto/08	0,09	0,13	31
Média	0,07	0,14	53
Desvio Padrão	0,04	0,03	

Os valores referentes a Novembro de 2006, período no qual foi dado início da utilização do sistema ainda estavam sendo resolvidos alguns problemas de operação das cubas. Em Março de 2007, ocorreu um problema que até então não existia, desta forma, não tínhamos ação definida a ser tomada. O problema foi diagnosticado e resolvido. Foi o desarme do PLC devido a queda de um raio, sendo que não existia alarme até aquele momento. Nos meses que os valores ficaram na faixa de 0,10 EA/CD foram problemas localizados no alimentador de cubas específicas e não do sistema.

O tempo acima de 8 V, que representa o tempo em que a cuba ficou em efeito

anódico, também teve uma redução. Os valores foram 0,015 e 0,0744 minutos para os alimentadores inteligentes e a linha 1, respectivamente. Foram retirados do cálculo a partida de cuba e desligamento de linha.

Com a melhoria na dissolução de alumina e maior estabilidade da cuba devido a redução de EA, observou-se na produção superior em 0,5 cm de metal a cada dez dias. A flutuação na resistência durante a alimentação não foi mais observada [NAGEM, et al. 2008]. A Figura 3.25 mostra este comportamento, as leituras dos valores são feitas a cada 200ms. A seta azul indica a hora que a alimentador foi acionado, vale lembrar que são os 3 alimentadores simultaneamente para as cubas regulares (5,1kg de alumina de uma vez) e para os alimentadores inteligentes um alimentador é acionado de cada vez em um intervalo de 10 segundos entre um acionamento e outro, os mesmos 5,1kg são adicionados, porém em pequenas quantidades de cada vez (1,7kg de alumina de uma vez) .

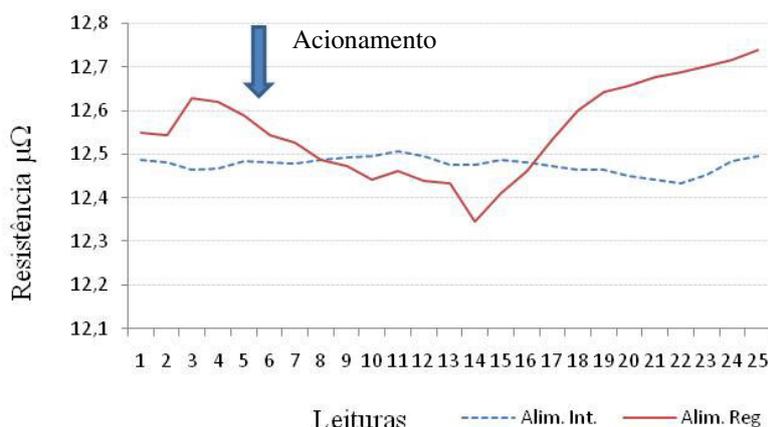


Figura 3.25 – Flutuação da resistência em função do shot; Alim Int. é o alimentador inteligente e o Alim. Reg. e o alimentador regular ou tradicional

Desenvolveu-se um quadro com as ações serem tomadas em função do problema. O Quadro 3.3 mostra o quadro.

Quadro 3.3: Quadro de solução de problemas

PROBLEMA	CAUSA PROVÁVEL	AÇÃO CORRETIVA
1- Um dos cilindros não desce quando acionado via computador ou através da botoeira manual	1.1- Mangueira de pilotagem (verde) furada 1.2- Válvula de pilotagem no painel travada 1.3- Direcional do cilindro travada 1.4- Pressostato de retorno P(1) travado aberto 1.5- Válvula de sustentação (V1.1) travada aberta 1.6- Válvula de bloqueio da pilotagem fechada	1.1.1- Substituir mangueira de pilotagem 1.2.1- Substituir válvula de pilotagem 1.3.1- Trocar alimentador 1.4.1- Trocar pressostato de retorno 1.5.1- Trocar alimentador 1.6.1- Abrir válvula de bloqueio
2- Os três cilindros descem simultaneamente	2.1- Seletora na posição de simultaneidade no painel Wall Box 2.2- Seletora travada/quebrada na posição de simultaneidade	2.1.1- Colocar seletora na posição de defasagem 2.2.1- Trocar seletora danificada
3- Alimentador travado em baixo, sinalizando falha pelo computador da sala de cuba	3.1- Alimentador preso no banho 3.2- Mangueira de retorno furada 3.3- Válvula de pilotagem travada aberta 3.4- Válvula direcional do cilindro travada	3.1.1- Chamar operação para destrava alimentador 3.2.1- Trocar mangueira de retorno 3.3.1- Trocar válvula de pilotagem do cilindro 3.4.1- Trocar alimentador
4- Um dos alimentadores não atua limite inferior indicando falha no computador da sala de cuba	4.1- Furo de alimentação obstruído 4.2- Mangueira de sinal de fim de curso do cilindro rompida 4.3- Pressostato travado aberto	4.1.1- Solicitar da operação a reabertura do furo 4.2.1- Trocar mangueira 4.3.1- Trocar pressostato
5- Ar de sinal que sai dos fim de curso do cilindro é insuficiente para fechar contato do pressostato.	5.1- Mangueira de sinal de fim de curso obstruída 5.2- Ar que sai do cilindro com baixo fluxo 5.3- Pressostato travado	5.1.1- Trocar mangueira 5.2.1- Trocar cilindro 5.3.1- Trocar pressostato

3.4 Conclusão do Capítulo

A utilização do sistema de sensores nos alimentadores comprovou a viabilidade técnica do sistema apresentando uma redução de mais de 50% em efeito anódico conseqüentemente reduzindo as emissões de PFC. Além disso, houve outros ganhos como redução o consumo de ar comprimido em torno de 20%, melhoria da condição de trabalho devido à redução do ruído sonoro, eliminação da tarefa de checagem de alimentador [NAGEM, et al. 2008].

O sinal de tensão não apresentou variação durante a alimentação. Sendo os próximos passos, os testes com os sensores com princípios de acionamento diferentes (elétrico e magnético) para simplificar o projeto e novos fornecedores para reduzir o custo.

4 Estratégia de Controle de Alimentação em Cubas Soderberg derivados dos MQ

As fábricas de alumínio possuem um sistema automático de controle de alimentação, sendo vital para a otimização da produção. O que basicamente diferencia uma planta de outra (além do tipo de anodo) é o sistema de adição de alumina. Muitos desenvolvimentos em filtragem de sinal para medição indireta da concentração de alumina no banho eletrolítico foram desenvolvidos para as cubas com tecnologia *Point Feeders*, sendo Prebake ou VSS [TARCY, et al., 2002, BRAGA 2008].

O desenvolvimento da tecnologia de controle alumina para VSS *Side Break* foi relegado a um segundo plano, com tentativas infrutíferas de aplicação direta dos filtros desenvolvidos para a tecnologia *Point Feeder*, sendo aplicável o mesmo princípio de medição indireta da concentração de alumina. O investimento em modernização das plantas VSS *Side Break*, transformando-as em *Point Feeders* é uma ordem de grandeza superior à tecnologia de alimentadores inteligentes.

Os desenvolvimentos mostrados foram desenvolvidos e aplicados na planta de produção de alumínio em Poços de Caldas (Minas Gerais, Brasil), os quais se baseia na estimação paramétrica dos Mínimos Quadrados (MQ) para a inferência da condição de operação que pode ser associada à concentração de alumina.

4.1 Técnicas de medição da concentração de alumina no banho eletrolítico

Existem dois métodos para determinar a concentração de alumina no banho eletrolítico: os métodos diretos e indiretos.

Dentre os métodos de medição direta temos os que consistem na retirada de amostra e posterior análise. Dentre os métodos de análise, temos os métodos de análise química e física via reagentes químicos ou equipamentos. O equipamento LECO® analisa a quantidade de CO₂ formada durante a queima da amostra (liberando os íons de O₂ e posterior reação com o carbono do recipiente) em forno indutivo (Apêndice C). Na análise química via gravimétrica, a amostra é digerida com uma solução de cloreto de alumínio sob aquecimento, logo após, é filtrada e lavada com água destilada quente até a retirada total da criolita (Na₃AlF₆) e outros fluoretos

presentes. A alumina livre insolúvel é então determinada por gravimétrica, pelo resíduo obtido após calcinação [ALCOA, 1987]. O método físico utiliza o método de fluorescência de Raios-X adaptado com canal especial para detecção dos íons de O^{2-} [ALCOA, 2001]. Utilizando um processo eletroquímico mede-se a impedância a baixa corrente e a sobre tensão, entre um eletrodo e sua referência em duas faixas: alta (100 Hz) e outra baixa (20 Hz) [HAVERKAMP & WELCH, 2000]. Estes métodos apresentam custos associados e demanda tempo, a informação obtida a respeito da condição da cuba já estará desatualizada, pois o processo é dinâmico. A característica atual do sistema é diferente de quando foi retirada a amostra. Os sensores para medição direta e em tempo real são ainda um desafio, uma vez que estará submetido a condições extremas de temperatura e corrosão.

O método indireto é uma alternativa atraente nas questões de custo e tempo de resposta (funcionamento em tempo real). Este método pode utilizar a abordagem caixa branca, utilizando conhecimento sobre a natureza fenomenológica do problema, caixa preta, onde não se tem conhecimento quase que nenhum a respeito do sistema onde as relações entre estrutura e parâmetros não são óbvias. O modelo caixa cinza está compreendido entre estes modelos [LJUNG, 1987]. Estes métodos podem ser utilizados para a estimação da concentração de alumina no banho eletrolítico. Atualmente são utilizados filtros baseados nos observadores de estado com ganhos atualizados por filtros do tipo *Kalman* [BRAGA, et al.,2007], ou α, β, γ para o controle de alumina, porém apenas apresentam resultados consistentes para as tecnologias *Point Feeders*.

4.2 Comportamento entre a Resistência da cuba e a concentração de alumina no banho eletrolítico

O comportamento da resistência da cuba em função da concentração da alumina no banho eletrolítico pode ser entendido como a resultante entre da interseção da variação da tensão ôhmica em relação à concentração de alumina no banho com a tensão anódica em função da concentração de alumina, na Seção 2.3.2 sobre eletroquímica do Capítulo 2 explica todas as componentes da tensão. A tensão da cuba eletrolítica não é utilizada para controle, pois pequenas flutuações na carga causam distúrbios nas medidas de tensão quando não relacionadas com a

concentração de alumina no banho ou distância anodo catodo (ACD) [KVANDE, et al., 1997, WHITFIELD, et al., 2004]. Desta forma, utiliza-se a resistência para controle, como a relação.

$$R = \frac{(V - V_{ext})}{I} \quad (6)$$

sendo R a resistência ($\mu\Omega$), I a corrente da linha (A), V a tensão da cuba (V) e V_{ext} que corresponde a interseção da tensão (V) vs. a carga (I).

A tensão externa (V_{ext}) às vezes é erroneamente confundida com a força eletromotriz, porém a V_{ext} não possui característica termodinâmica [KVANDE, et al., 1997]. Os valores dependem da tecnologia e de outros parâmetros de processo, os valores estão compreendidos entre 1,60 até 1,80 V. Um pequeno erro neste valor tem pouco efeito no ruído elétrico gerado pela flutuação da carga. A Figura 4.01 mostra comportamento da resistência em função da concentração de alumina no banho.

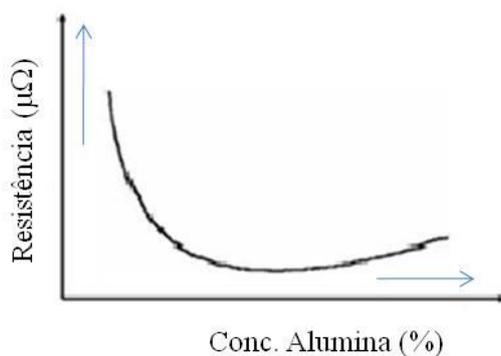


Figura 4.01 – Relação resistência VS. concentração de alumina

4.2.1 Regiões de trabalho da cuba em função da concentração de alumina

O controle de alimentação tenta trabalhar de forma a ter a menor variação de alumina dentro do alvo especificado. Como a produção de alumínio é um processo contínuo e a alimentação é por batelada, ocorrem flutuações na concentração de

alumina no banho eletrolítico, o controle de processo tenta trabalhar na faixa ideal que é de 2 a 3% de alumina para as cubas *Prebake* e 3 a 4,5% para cubas *Soderberg Side Break*. Nesta faixa a eficiência de corrente é maximizada [TARCY & TORKLEP, 2005]. A Figura 4.02 mostra uma aproximação das regiões, sendo o significado de ‘P’ pobre em alumina, ‘I’ faixa ideal e ‘R’ rica em alumina.

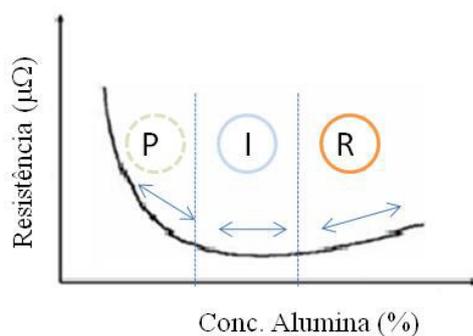


Figura 4.02 – Relação de resistência VS. concentração de alumina (divisão das regiões de trabalho)

Para a tecnologia *Point Feed*, trabalha-se na maioria das vezes no limite entre as Regiões ‘P’ e ‘I’, através do cálculo da derivada primeira da resistência \dot{R} temos os valores de trabalho. Quando se afasta em direção a região R o controle fica mais difícil, pois os valores da derivada podem não mais representar o sistema.

As cubas quando estão trabalhando na região pobre, apresentam maior eficiência, porém uma chance ainda maior de ter um EA. Por sua vez uma cuba quando trabalha na região rica em alumina tem a tendência de formar “lama” material que vai para o fundo da cuba, devido à velocidade de sedimentação ser maior que a velocidade de solubilização caso a concentração da cuba atinja a faixa de 10% começa a ocorrer à precipitação [ØDERGARD, 1986]. A “lama” aumenta à resistividade do sistema e conseqüentemente a geração de calor levando-a a instabilidade.

4.3 Controle de alimentação das cubas VSS Side Break

O princípio da alimentação é praticamente igual as das cubas com *Point Feeders*: manter regularidade das adições de alumina com quantidades fixas de alumina. O ciclo de alimentação pode ser definido como a geração da programação de quebra pelo sistema, o veículo para quebrar a crosta e simultaneamente misturar a alumina, e outro veículo para adicionar a alumina que será utilizada no próximo ciclo de quebra. A Figura 4.03 mostra a atividade de alimentação.



Figura 4.03 – Representação do ciclo de alimentação

A programação de quebra é gerada pelo sistema que indica qual cuba deverá ser quebrada e a quantidade de ‘*manifold*’ a ser quebrado, haja vista a existência de condições de processo que levam a evitar que se adicione alumina a cuba.

O ‘*manifold*’ pode ser entendido como o equivalente ao *shot size* das cubas *Point Feeders*, só que a quantidade não é fixa, e sim aproximada. Consiste de uma medida linear de distância que é fixa, porém a altura varia com o nível de líquido e outros fatores da cuba (espaço livre entre banho eletrolítico o ‘*deck plate*’), a Figura 4.04 mostra o desenho esquemático. Vale ressaltar que esta medida da altura ocorre uma vez a cada dois dias. Isto leva a uma variação da quantidade de alumina que entra na cuba juntamente com a perícia do motorista do veículo de quebra, pois ele conta a quantidade de “*manifolds*” e com o veículo quebra-os, porém não garante a homogeneidade da distância dos “*manifolds*”.

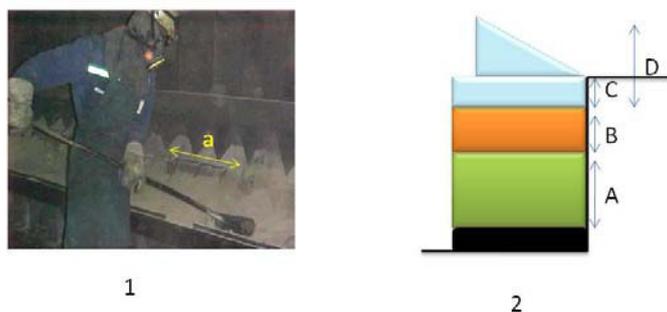


Figura 4.04 – Representação do ‘manifolds’ – 1 – (a) distância linear (constante); 2 – A) Nível d camada de metal, B) Nível da camada de banho, C) Distância entre ‘deck plate’ – banho e D) Quantidade total de alumina colocada

A quantidade de ‘*manifolds*’ que são quebrados por ciclo é ajustado manualmente pelo coordenador técnico, ele atualiza o sistema uma vez ao dia e depende fortemente da experiência pessoal e algumas análises de cuba na área.

O intervalo de alimentação, ou seja, o período entre quebras ocorre a cada duas horas (12 quebras ao dia).

O controle de alimentação também não contempla a condição da cuba, para ajustar a alimentação (quantidade de ‘*manifolds*’), nas cubas que não ocorreram efeito anódico num período de dois dias, programa um efeito anódico, ou seja, a alimentação é interrompida para que este efeito anódico ‘limpe’ a cuba. Desta forma, a rotina ciclicamente causa distúrbios na cuba reduzindo a eficiência de corrente e aumentando o efeito anódico.

4.4 Modelamento do problema

Como anteriormente colocado, não é possível utilizar o controle desenvolvido para as cubas *Point Feeder* diretamente, porque o cerne do controle de alimentação é o início dos ciclos de super alimentação [BRAGA, 2003, TARCY, et al., 2002] que utiliza o valor máximo de saída do filtro (equivalente a derivada primeira do sinal de resistência) como valor de partida. O motivo da resistência e da derivada primeira não representar o modelo está representado na Figura 4.05. A resistência pode atingir o mesmo valor de corte ou de partida por caminhos diferentes, pela concavidade positiva ou negativa do sinal de resistência. Tanto para o valor de resistência quanto para derivada um valor máximo para partida pode ser atingido. A curva descrita pela

linha azul pontilhada representa o efeito anódico e a curva representada pela linha vermelha não apresentou este comportamento.

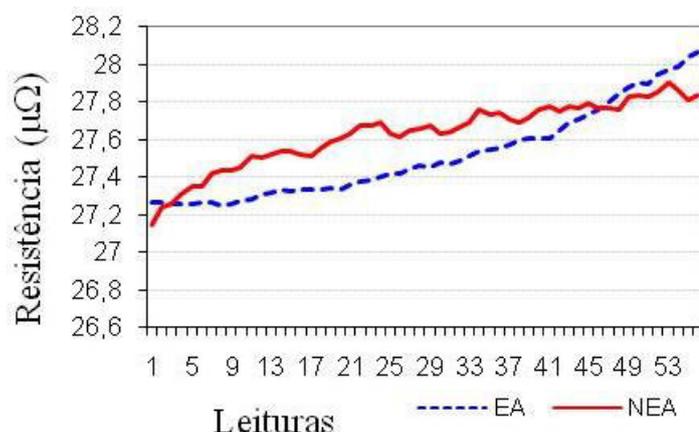


Figura 4.05 – Comportamento do sinal de resistência – EA) Significa que teve efeito anódico e NEA) Não ocorreu efeito anódico. Taxa de amostragem 0,05Hz

A questão a ser colocada, seria a utilização de um valor de partida alto o suficiente para a derivada da resistência, pois a curvatura negativa apresenta um ponto de máximo e correlacioná-lo com o número de ‘*manifolds*’. Esta solução na prática não é viável, porque testes indicaram que os valores de partida seriam relativamente próximos uma vez que as cubas *Soderberg* entram em efeito anódico com uma concentração de alumina maior que as cubas *Prebake*. E no caso de um valor de partida alto a cuba estaria muito pobre em alumina não tendo tempo suficiente de adicionar alumina na cuba, pois o sistema de alimentação é em batelada.

Para validar a hipótese que existe um aumento da resistência caso a cuba esteja trabalhando do lado rico em alumina cada curva de resistência fez-se um teste coletando alumina conjuntamente com a coleta dos valores de resistência da cuba. Se a hipótese se confirmar pode-se criar uma rotina que determine em que região de trabalho a cuba está operando no momento. A Figura 4.06 mostra o resultado de um dos testes.

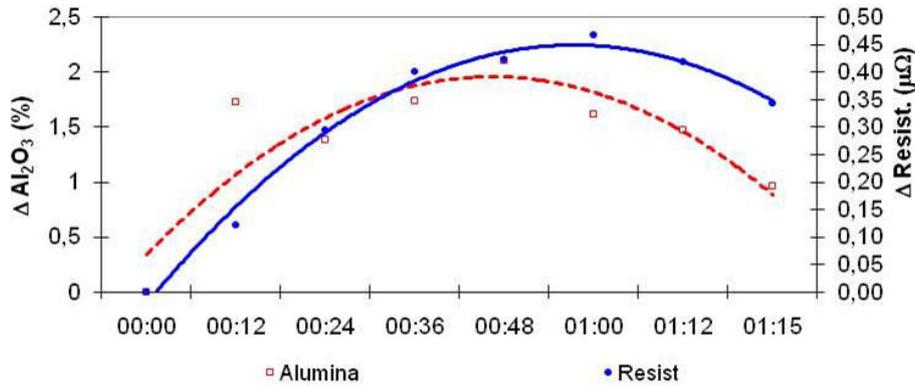


Figura 4.06 – Comportamento do sinal de resistência com a concentração de alumina na região rica

Com base nesta confirmação, criou-se uma rotina que determina se a quantidade de alumina que iria ser adicionada no próximo ciclo, ou seja, a quantidade de “*manifolds*” a ser quebrada.

Duas condições foram levadas em consideração para a decisão quanto à metodologia a ser aplicada, tinha que ser simples (para fácil implementação no computador de controle) e robusto no sentido de absorver algumas das interferências operacionais, por exemplo, a quantidade de ‘*manifolds*’ quebrados errados.

4.4.1 Estimador de Mínimos Quadrados (MQ)

Este método foi desenvolvido por Carl F. Gauss em 1806, para resolver um problema geodésico de otimização [SORENSEN, 1980]. Atualmente é um dos métodos mais conhecidos e utilizados em várias aplicações de inúmeras áreas. Alguns exemplos podem ser enumerados como, otimização, compressão de imagem, entre outros. O objetivo é encontrar o melhor ajuste para um conjunto de dados, minimizando a soma dos quadrados das diferenças entre a curva ajustada e os dados medidos (tais diferenças são chamadas de resíduos). Para isto é necessário montar e resolver um sistema de equações, ou seja, resolver uma função $y = f(x)$, que para o caso vetorial a função $f(x): \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$. A função depende um vetor de n parâmetros, Φ . A função é parametrizada por $\Phi \in \mathbb{R}^n$, também define uma família de equações em que cada equação é considerada uma restrição e tem a forma de

$$y = f(x, \Phi) \tag{7}$$

Sendo a função f e o vetor Φ iguais para todas as restrições podemos reescrevê-la como

$$y = x^T \Phi. \quad (8)$$

O sistema pode ter três tipos de restrições, quando $N = n$ (solução exata), $N > n$ (sistema sobre determinado) e $N < n$ (indeterminado, caso mais raro). Para o caso onde o número de restrições é igual ao número de parâmetros Φ a ser determinado pode escrever a equação (8) na forma:

$$y = X \Phi, \quad (9)$$

sendo $X \in \mathbb{R}^{n \times n}$, y é a variável dependente, pois depende de x_i (variáveis independentes) e Φ é o vetor de parâmetros a ser determinado. Sendo X não singular, pode-se determinar o vetor de parâmetros através de sua inversa que é dada por

$$\Phi = X^{-1}y. \quad (10)$$

Para o caso do sistema $N > n$ (sobre determinado), a matriz X não pode ser invertida, porém utilizando a chamada equação normal que consiste na pré multiplicação da equação (9) por X^T e como o produto de uma matriz pela sua transposta é uma matriz quadrada temos que:

$$\Phi = [X^T X]^{-1} X^T y. \quad (11)$$

Se a matriz $X^T X$ não for singular, a matriz $[X^T X]^{-1} X^T$ é conhecida como a pseudo-inversa. Podemos observar que a equação (11) pode ter infinitas soluções, desta forma, pode-se supor que se conhece o vetor estimado de parâmetros $\hat{\Phi}$, existe um erro e de regressão e ao se tentar explicar y a partir dos vetores regressores x e de $\hat{\Phi}$ temos que:

$$y = X \hat{\Phi} + e, \quad (12)$$

sendo $\Phi \in \mathbb{R}^n$ é o vetor de erros cometidos ao se explicar \mathbf{y} com $X\hat{\Phi}$.

A fim de minimizar o erro e , define-se o somatório do quadrado dos erros,

$$J_{MQ} = \sum_{i=1}^N e(i)^2 = e^T e = \|e\|^2 \quad (13)$$

Fazendo o erro $e = J_{MQ}$ na equação (12) e resolvendo $(\partial J_{MQ} / \partial \hat{\Phi}) = 0$, chegamos à equação

$$\hat{\Phi} = [X^T X]^{-1} X^T y. \quad (14)$$

Para que $\hat{\Phi}$ seja mínimo é necessário que

$$(\partial^2 J_{MQ} / \partial \hat{\Phi}^2) = 2X^T X > 0 \quad (15)$$

Como $2X^T X$ é definida por construção como positiva, o estimador que minimiza o erro do quadrado médio fornecendo o valor de $\hat{\Phi}$ que é a pseudo inversa dada por

$$\hat{\Phi}_{MQ} = [X^T X]^{-1} X^T y \quad (16)$$

Existem outros métodos para calcular a inversa $[X^T X]^{-1}$ como a Fatoração de *Choleski*, a fatoração LU, a transformação de *Householder* e a decomposição em valores singular [DAMMEL, 1997, LAWSON, 1987].

4.4.2 Implementação do Cálculo do Estimador

As matrizes foram resolvidas algebricamente, ou seja, passaram a ser resolvidas como sistema linear, pois a questão de inversão de matrizes no computador de controle poderia ser problemática. Sendo utilizado o método clássico de mínimos quadrados.

Um modelo de matemático pode ser associado para determinar um parâmetro ou fazer uma previsão de comportamento se o valor que uma variável pode assumir

está associado à outra variável que muda durante o experimento, sendo o modelo multi-variável, o modelo que liga a variável resposta y com $(p+1)$ tais variáveis pode ser escrita como

$$y = \Phi_0 + \Phi_1 x_1 + \dots + \Phi_p x_p \quad (17)$$

Os parâmetros da equação (17) são determinados através da solução do sistema de equações lineares. Um caso especial para o modelo multi-variável é o modelo polinomial, quando assumimos $x_1 = x$, $x_2 = x^2, \dots, x_p = x^p$ a equação se torna

$$y = \Phi_0 + \Phi_1 x + \dots + \Phi_p x^p \quad (18)$$

Para manter o significado físico do modelo, escolheu-se um modelo de segunda ordem em função do formato da curva de resistência conforme apresentado na Figura 42. Podemos descrever o modelo de resistência da seguinte forma

$$R = f(C_{Al_2O_3}, ACD) \quad (19)$$

Uma vez que a resistência é afetada pela da distância interpolar (distância anodo-catodo, ACD em mm) e da concentração de alumina ($C_{Al_2O_3}$ em %) a resistência é dada por R em $\mu\Omega$ [XIQUAN, et al., 2008]. Como o barramento foi mantido fixo não houve mudança na distância interpolar e a equação (19) pode ser reduzida para

$$\frac{dR}{dt} = \frac{dR}{dAl_2O_3} \frac{dAl_2O_3}{dt} \quad (20)$$

Então a resistência, inclinação e curvatura podem ser descritas como

$$R = ax^2 + bx + c \quad (21)$$

$$\frac{dR}{dt} = 2ax + b \quad (22)$$

$$\frac{d^2 R}{dt^2} = 2a \quad (23)$$

Mostrando as relações das derivadas da resistência com os coeficientes paramétricos do modelo de Mínimos Quadrados. Para se determinar o modelo do estimador de Mínimo Quadrado calculam-se os coeficientes da matriz através de

$$\begin{bmatrix} n & \sum x_i & \sum x_i^2 \\ \sum x_i & \sum x_i^2 & \sum x_i^3 \\ \sum x_i^2 & \sum x_i^3 & \sum x_i^4 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Phi_0 \\ \Phi_1 \\ \Phi_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sum y_i \\ \sum x_i y_i \\ \sum x_i^2 y_i \end{bmatrix}, \quad (24)$$

Sendo o coeficiente “a” é representado por Φ_2 , o coeficiente “b” por Φ_1 e o coeficiente “c” por Φ_0 .

O coeficiente de ajuste do modelo terminado pelo método MQ é dado pela variação explicada dividida pela variação total que está representada por

$$\alpha^2 = \frac{\sum (y_{est} - \bar{y})^2}{\sum (y - \bar{y})^2}, \quad (25)$$

sendo y_{est} a saída do modelo estimado.

4.4.3 Coleta de dados e amostras

Os dados foram coletados durante o intervalo entre o ciclo de quebra (2 horas), com uma periodicidade de 3 minutos até o início da próxima quebra. Porém expurgaram-se os primeiros 30 minutos de dados, uma vez que o sistema estava em regime transiente. Os dados foram coletados do computador de processo este valor é o valor médio da resistência do período de 3 minutos.

Desta forma, os dados tinham menor influência do ruído gerado pelas bolhas de gás do processo de produção (0,1-2,2 Hz) e pela movimentação da camada de metal (15-33 mHz) [JENSEN, et al., 2007, KALGRAF, et al., 2007].

As amostras de alumina foram retiradas ao final do intervalo do ciclo de quebra e foram analisadas em duplicata para validar o resultado dos modelos. As amostras foram analisadas pelo LECO, modelo RO416-DR acoplado ao forno indutivo EF400, com o procedimento de análise apresentado no Apêndice C.

4.4.4 Modelos

Os modelos levantados basearam-se na observação empírica do comportamento (forma) da curva de resistência ao longo do tempo. As Figuras 4.07 e 4.08 mostram um exemplo típico do formato da curva com a análise dos valores de resistência para a classe classificada como região rica (com subclasse Muito Rica ou Rica). A Figura 4.09 mostra uma das formas da região Ideal ou Normal de trabalho, que será o objetivo.

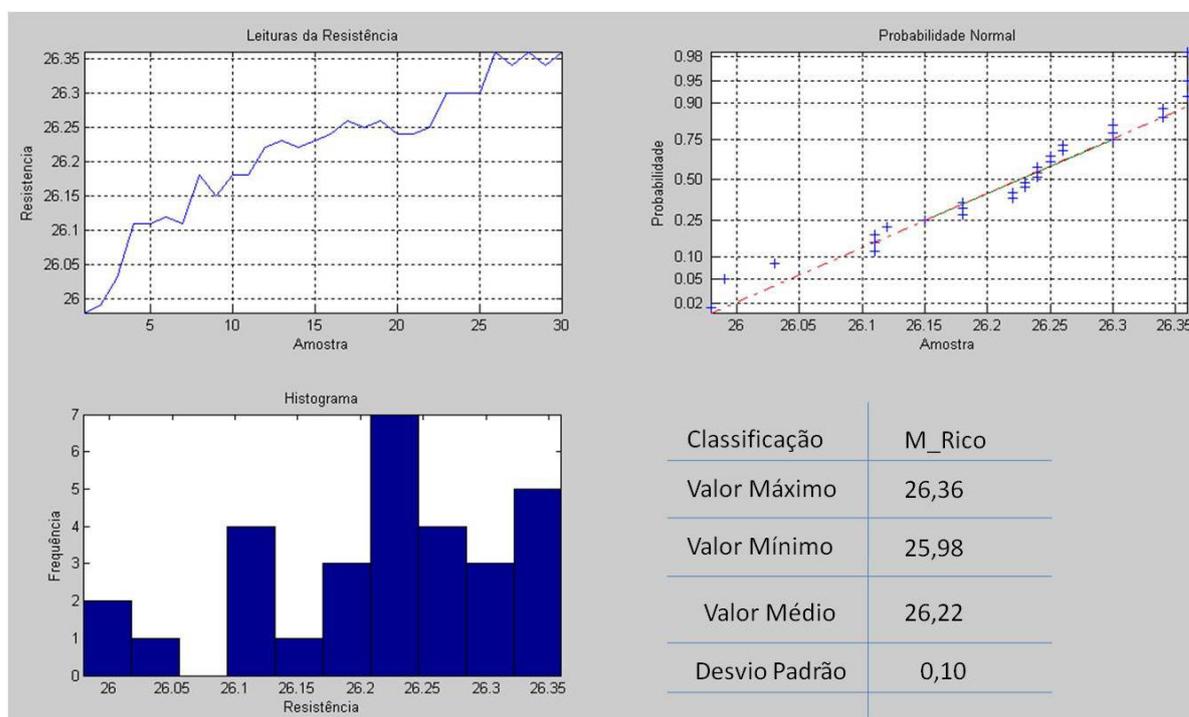


Figura 4.07 – Distribuição dos valores de resistência para forma Muito Rica

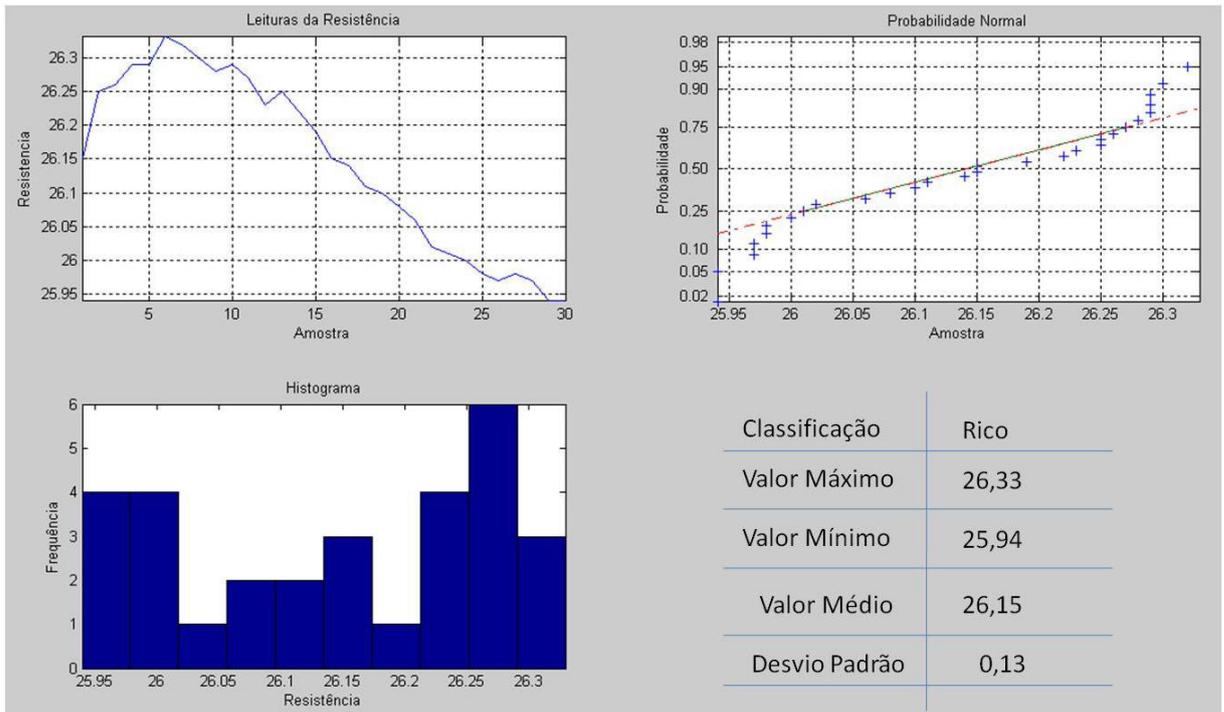


Figura 4.08 – Distribuição dos valores de resistência para forma Rica

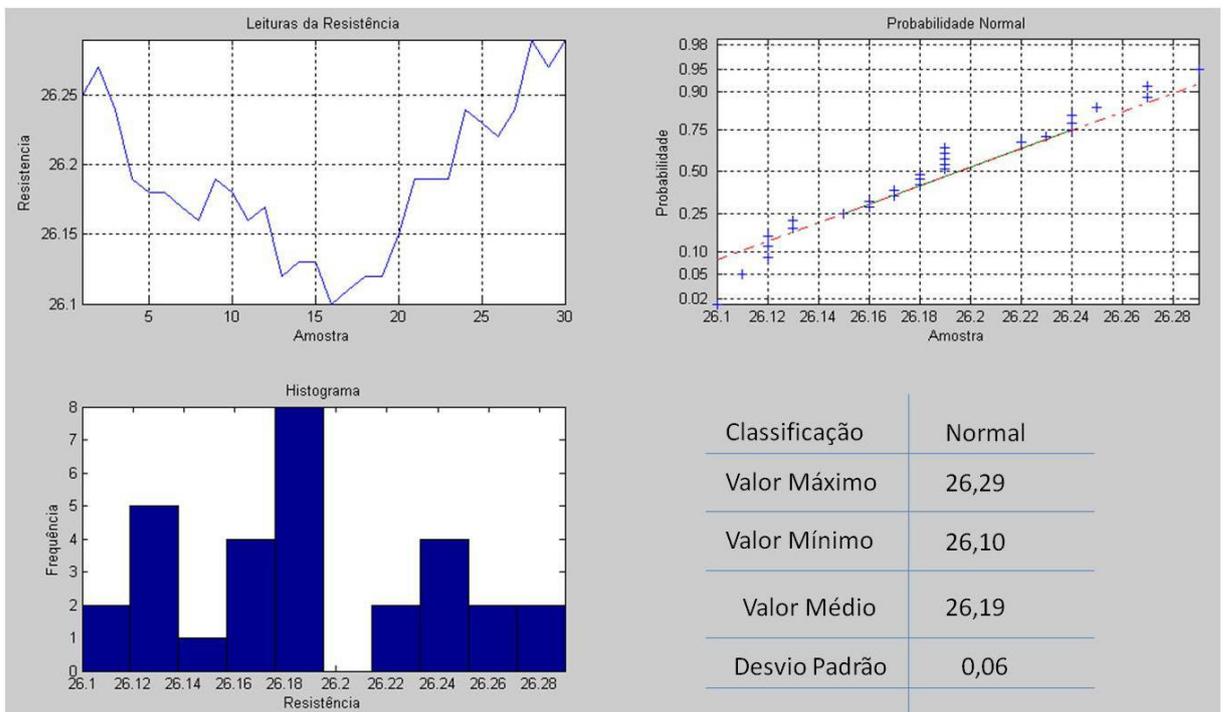


Figura 4.09 – Distribuição dos valores de resistência para forma Normal

Pode se observar nos gráficos a forma da curva juntamente com distribuição de probabilidade, indicando uma probabilidade normal e o histograma indicando a

distribuição dos dados. O valor médio observado para cada condição é similar, ocorrendo apenas uma redução do desvio padrão dos valores indicando a mudança das regiões de trabalho (região Rica para a região Normal).

Em função do coeficiente do sinal de Φ_2 obtido pelo MQ (equação 24) foi possível agrupar as formas de resistência em três classes principais como mostrado de forma esquemática na Figura 4.10. A Figura 4.10 mostra a forma do grupo de curvas classificado na região rica comparativamente à curva com formato da região normal de operação. As linhas cheias mostram apenas as formas das curvas. É possível observar que a linha sólida azul, que indica o comportamento muito rico em alumina, apresenta o ΔR positivo (não mostrado no gráfico), como comentado no início do Capítulo 4 (Figura 4.05). O eixo das ordenadas está normalizado pela diferença dos valores pela média para retirar o efeito da resistência alvo da cuba.

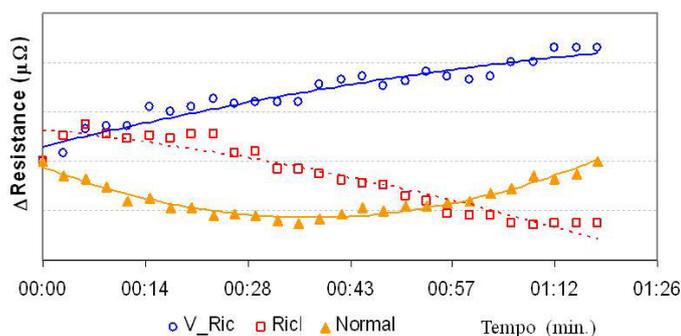


Figura 4.10 – Forma das curvas dos sinais de resistência na região rica de trabalho

As Figuras 4.11 e 4.12 mostram um exemplo típico do formato da curva com a análise dos valores de resistência para a classe classificada como região pobre (com subclasse Muito Pobre ou Pobre).

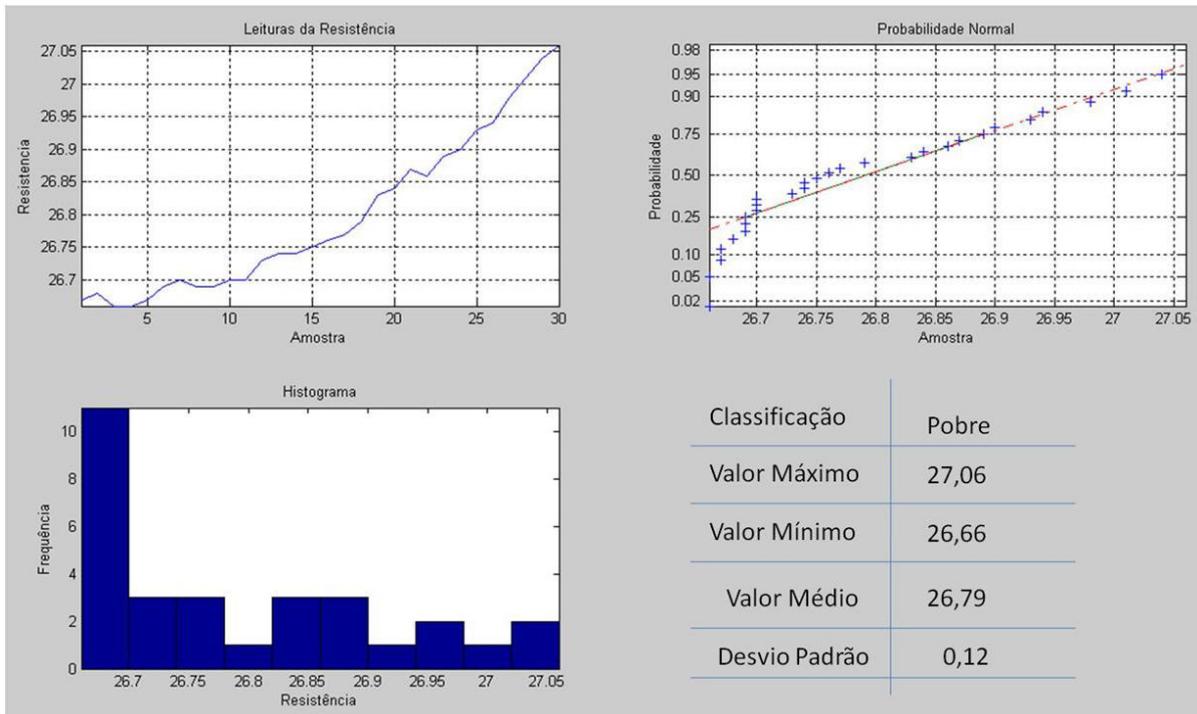


Figura 4.11 – Distribuição dos valores de resistência para forma Pobre

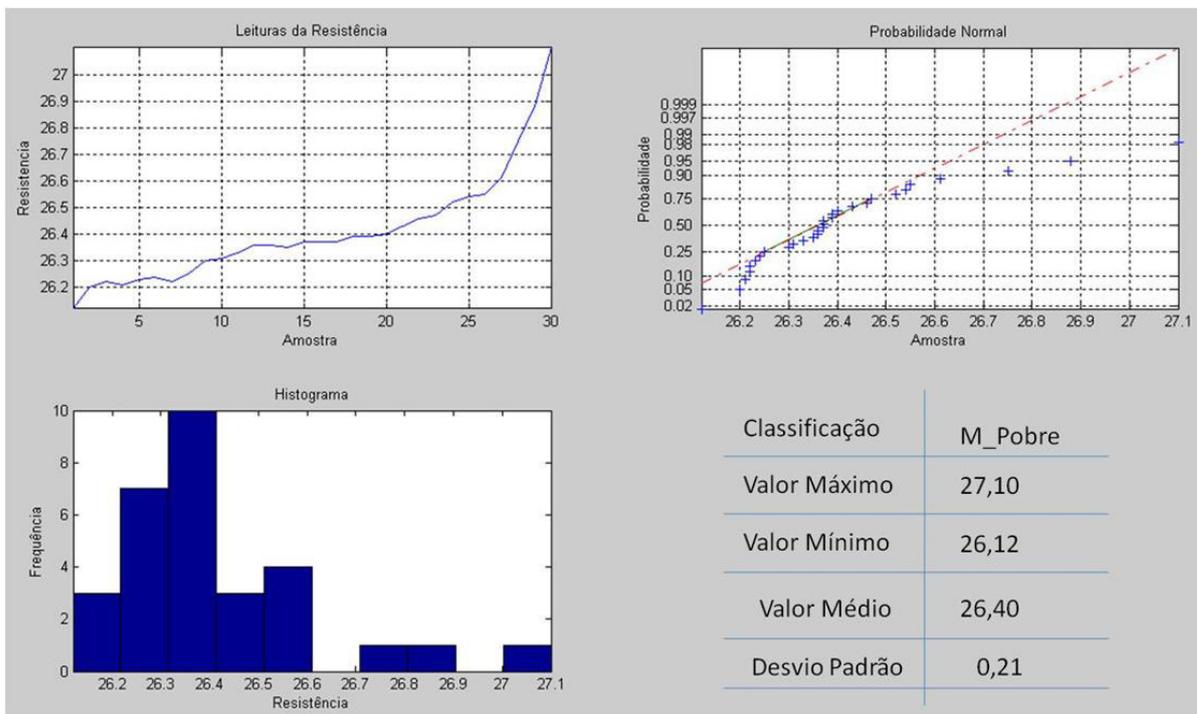


Figura 4.12 – Distribuição dos valores de resistência para forma Muito Pobre

Vale ressaltar nos gráficos da região de trabalho pobre, a mudança da distribuição dos dados, em outras palavras, no que podemos chamar de região pobre a

os dados apresentam ainda a sua característica de normalidade. A partir do momento em que os valores tendem a ir para uma região de transição entre a região pobre e a possibilidade de ocorrer um efeito anódico (Muito Pobre), distribuição deixa de ser normal.

Para a forma do grupo de curvas classificado na região pobre temos a Figura 4.13 comparativamente à curva com formato da região normal de operação. As linhas cheias mostram apenas as formas das curvas. É possível observar que a linha sólida azul, que indica o comportamento muito pobre em alumina, apresenta o ΔR positivo (não mostrado no gráfico), como comentado no início do Capítulo 4 (Figura 4.05), esta fase é indesejada, pois aumenta a chance de efeito anódico. O eixo das ordenadas está normalizado pela diferença dos valores pela média para retirar o efeito da resistência alvo da cuba.

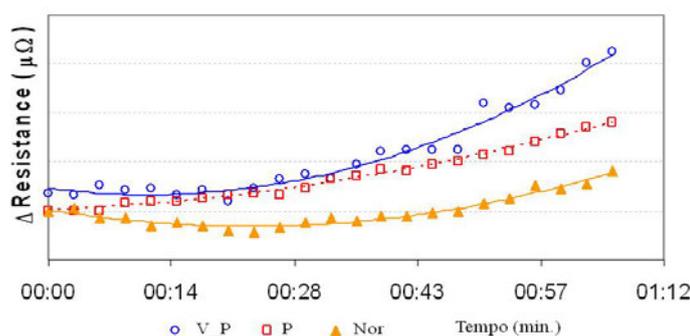


Figura 4.13 – Forma das curvas dos sinais de resistência na região pobre de trabalho

A saída do modelo MQ foi analisada com os *softwares* comerciais EXCEL®, Toolbox de estatística do MATLAB® e a própria programação das funções no MATLAB® como também no computador de controle utilizado C++, não se observou discrepância.

4.5- Resultado e discussão

Compararam-se as curvaturas calculadas pelo método de mínimos quadrados de curvatura com concentração de alumina dissolvida no banho eletrolítico ao final do

ciclo. O algoritmo classifica se a curvatura é negativa ou positiva em função do sinal, a classificação via a concentração que é acima de 4,5% é considerada uma cuba rica (curvatura negativa) para cubas *Side Break*.

No Quadro 4.1 a coluna indicada como “Cubas” significa que são cubas diferentes na qual no final do ciclo coletou-se a amostra de alumina conjuntamente com os dados de resistência.

A coluna “Curvatura (MQ)” indica os valores calculados pelo algoritmo e “Coef. Ajuste” é o coeficiente de ajuste do modelo de regressão representada pela equação 25. A coluna “%Al₂O₃” representa o valor da concentração da alumina no banho eletrolítico, a coluna “Curvatura (%Al₂O₃)” representa a classificação da curva de resistência e a coluna “Match” significa que a saída do MQ coincide com o valor obtido via análise de alumina.

Quadro 4.1: Comparação entre o resultado do MQ e a concentração de alumina

Cubas	Curvatura (MQ)	Coef. Ajuste	%Al₂O₃	Curvatura (%Al₂O₃)	Match
1	NEG	0,12	2,97	Posit	N
2	NEG	0,17	4,65	NEG	S
3	NEG	0,56	6,42	NEG	S
4	NEG	0,7	5,22	NEG	S
5	NEG	0,91	6,35	NEG	S
6	Posit	0,46	7,54	NEG	N
7	NEG	0,97	6,8	NEG	S
8	Posit	0,74	4,6	NEG	N
9	Posit	0,92	3,36	Posit	S
10	Posit	0,98	3,76	Posit	S
11	Posit	0,99	3,76	Posit	S

O algoritmo mostra um acerto na faixa de 70% quando comparado à concentração de alumina medida para as cubas testadas. Este ganho é importantíssimo, pois não existe nenhuma forma de controle por ciclo de quebra. Para a cuba número 6 ocorreu a contaminação da amostra por alumina reagida da cobertura da cuba durante a amostragem.

Existem fatores que podem interferir com a resposta do algoritmo MQ como a variação na carga da linha devido a efeito anódico ou uma cuba “doente” pode ter um padrão diferente.

Como poderá ser ajustada a quantidade de “manifolds” para o próximo ciclo? Utilizando mais uma informação do sistema de equações, a inclinação da resistência ou “slope”, pois está relacionado diretamente com a concentração de alumina.

4.5.1 Matriz de Decisão

Com a utilização do valor de curvatura e da inclinação da resistência podemos mapear em qual região a cuba está trabalhando. Desta forma, é possível construir uma matriz de decisão para a região de trabalho. A Figura 4.14 mostra a matriz de decisão, são possíveis matematicamente termos nove regiões de trabalho. Como o modelo MQ é de segundo grau, caso o comportamento da curva de resistência possua um comportamento de uma reta os valores de curvatura serão muito pequenos e caso variabilidade dos dados seja pequena a inclinação também será pequena, criando desta forma, regiões extras de trabalho.

ΔR Negativo (-) Ind. (- or +) Positivo (+)	Muito Rica (MR)	Normal (N3)	Muito Pobre (VP)
	Rica (R)	Normal (N2)	Pobre (P)
	Normal Rica (NR)	Normal (N1)	Normal Pobre (NP)
	Negativo (-)	Ind. (- or +)	Positivo (+)

Curvatura

Figura 4.14 – Matriz de decisão

Estas regiões podem ser interpretadas da seguinte forma

- MR – A cuba apresenta um teor de alumina dissolvida no banho maior que 6,5%, podendo inclusive apresentar temperatura alta;
- R - A cuba apresenta um teor de alumina dissolvida no banho entre que 5,5 e 6,5%,

- NR - A cuba apresenta um teor de alumina dissolvida no banho entre 4,5 e 5,5%,
- N1 – Apresenta um comportamento de resistência plana negativa, apresentando o comportamento de auto-alimentação⁴, sem forma definida;
- N2 – A resistência plana indica problema de sinal,
- N3 – Apresenta um comportamento de resistência plana positiva, região ideal para trabalho menor que 4,5%;
- NP – Região também ideal de trabalho entre 3,5 a 4,5%;
- P – Região pobre em alumina entre 3 a 4% de alumina;
- MP – menor que 3% grande probabilidade de ter efeito anódico;

As faixas inicialmente escolhidas foram $\pm 0,0005$ para a curvatura e $\pm 0,1$ para a inclinação da resistência. Falta agora a questão de como ajustar a quantidade de “manifolds”, a estratégia escolhida foi a de novamente mapear o sistema baseado na experiência dos coordenadores técnicos uma vez que a quantidade de alumina que entra é aproximada. Basicamente este mapeamento irá manter, subtrair ou adicionar um número fixo de “manifolds” ao valor alvo. A Tabela 4.2 mostra como será realizado o ajuste.

Tabela 4.2: Ajuste da quantidade de “manifolds” por região

Região	Quant. Ajust. Manifolds
MR	(-Alvo)
R	-3
NR	-2
N1	-1
N2	Falha de sinal (0)
N3	0
NP	1
P	2
MP	Alarme EA

⁴ Auto-alimentação é um comportamento no qual a cuba usa a alumina que tem na forma de lama (alumina depositada no fundo da cuba) ou consumo da aresta, que para cubas Soderberg apresenta um alto teor de alumina, diferentemente das cubas *Perbaked*

O procedimento do funcionamento do novo controle de alimentação é apresentado na Figura 4.15.

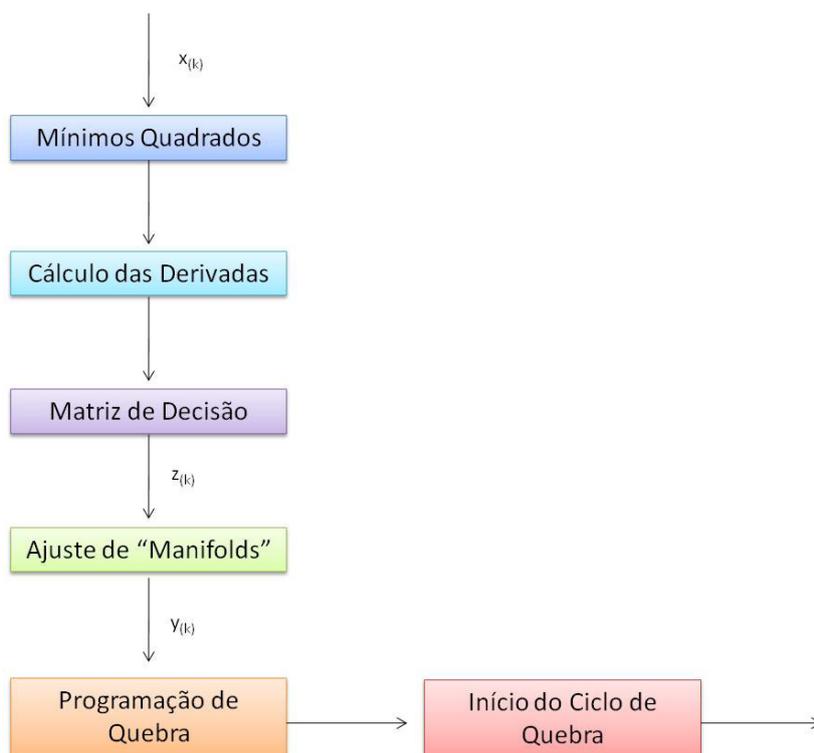


Figura 4.15 – Procedimento do novo controle de alimentação

4.6 Conclusão do Capítulo

O Capítulo apresenta um procedimento para o mapeamento das regiões de trabalho da curva de resistência tendo por base a utilização das derivadas obtidas pelo método de mínimos quadrados que estima os parâmetros do modelo de segunda ordem, cujo produto final é uma tabela de decisão que está montada para as variáveis de decisão baseadas na curvatura e inclinação do modelo. Desta forma, pretende-se reduzir a frequência de efeito anódico concomitantemente melhorar a eficiência das cubas através de um melhor controle de alumina nas cubas. Reduzir o efeito anódico significa reduzir as emissões de PCFs, estes ganhos podem ser convertidos em crédito de carbono.

O algoritmo apresentou uma resposta adequada ao problema e testes “*on-line*” como *software* de controle está sendo preparados para confirmar os ganhos em eficiência e redução de efeito anódico. A vantagem de utilização do método é a sua correspondência com os parâmetros reais de controle (concentração de alumina) como também ser de fácil acesso aos para os coordenadores ajustar e entender o procedimento. Outro ganho é a automação desta atividade hoje estritamente manual. A desvantagem do método é a não utilização da informação do ciclo anterior.

Esta nova abordagem no tratamento das cubas VSS é a base para melhorias quando utilizada na rotina operacional como também irá possibilitar futuros desenvolvimentos na linha de filtros (Kalman ou α, β, γ) para melhorar o controle de adição de alumina. Melhoria da própria matriz de decisão através de Lógica Nebulosa, bem como o desenvolvimento de algoritmos para prever efeito anódico. A aplicação de Redes Neurais é de especial interesse, pois é uma ferramenta poderosa para reconhecimento do padrão, desta forma, reconhecer os padrões de curvatura já mapeados.

5 Previsão de Região de Trabalho da Cuba Soderberg via Redes Neurais Probabilísticas

O problema de determinação indireta da concentração de alumina através da forma da curva de resistência pode ser abordada via utilização de redes neurais artificiais para classificar estes padrões. As redes neurais artificiais são sistemas paralelos distribuídos, compostos de unidades de processamento (nós) e são interligadas através de uma ou mais camadas [HAYKIN, 2001, BRAGA, et al., 2000]. O comportamento da rede neuronal artificial pode ser moldada pela escolha da topologia da rede, pesos e conexões dos neurônios e pela sua função de ativação [MILLS, 1995].

A Seção 5.1 apresenta-se os conceitos básicos que motivam o desenvolvimento das redes neurais artificiais, enfocando o neurônio artificial até os modelos MCP (McCulloch e Pitts) e posteriormente as arquiteturas das redes neurais. Na Seção 5.2 apresentou-se o conceito de redes radiais e a função de transferência competitiva que são elementos que formam a RNA (Redes Neurais Artificiais) Probabilística. Explora o conceito do teorema de *Cover* para garantir a separabilidade dos padrões quando se utiliza a RBF (Função de Base Radial) com esta finalidade.

Na Seção 5.3 são apresentados os resultados e discussão para o classificador de alumina em cubas eletrolíticas via redes neurais probabilísticas. Nesta Seção são apresentados os procedimentos e os testes de validação.

Na Seção 5.4 é apresentada uma proposta de melhoria à estratégia na capacidade de processamento da rede por meio de regras de inferência de *Mandani*. Na Seção 5.5 apresenta-se a conclusão do capítulo.

5.1 Redes Neurais

O desenvolvimento das redes neurais artificiais foi motivado pela mimetização dos mecanismos de processamento da informação pelo cérebro, para identificação de padrões e solução de problemas do mundo real. No entanto, os modelos de redes neurais ainda diferem do ponto de vista físico, dos neurônios biológicos. Valem ressaltar as características comuns dos dois sistemas, que é a

capacidade de processamento paralela e distribuída com comunicação através de conexões sinápticas, possuem detectores de características e redundância.

O primeiro modelo artificial de um neurônio biológico foi desenvolvido por Warren McCulloch e Walter Pitts em 1943. A Figura 5.01 mostra a analogia do neurônio biológico com o modelo de neurônio artificial. [MCCULLOCH & PITTS, 1943].

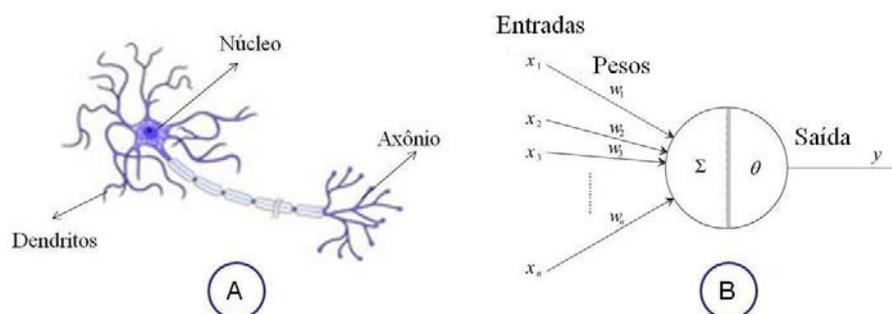


Figura 5.01 - A) Neurônio biológico e B) Neurônio Artificial McCulloch & Pitts (MCP)

O neurônio biológico pode ser descrito a seguir:

- Núcleo é a estrutura do neurônio que contém seu material genético (DNA),
- Dendritos são prolongações da membrana celular do neurônio responsáveis por receber sinais elétricos oriundos de outros neurônios ou do ambiente;
- Axônios são prolongações mais extensas do neurônio, com a finalidade de transportar sinais elétricos para outros neurônios;
- Sinapses nervosas são os pontos onde as extremidades de axônio de um neurônio, se encontram com o dendrito de outro neurônio e ocorre a transmissão do estímulo elétrico por meio de mediadores químicos;

O modelo artificial do neurônio proposto por McCulloch e Pitts (MCP) é uma simplificação baseada no conhecimento de neurociência na época. O nó de ativação do MCP pode ser representado por

$$\sum_{i=1}^n x_i w_i \geq \theta \quad (26)$$

sendo “ n ” o número de entrada do neurônio, “ w_i ” é o peso associado à entrada x_i e θ é o limiar do neurônio. As limitações deste modelo são:

- Só conseguem implementar funções linearmente separáveis;
- Pesos negativos são mais indicados para representar disparos inibidores;
- Os pesos são fixos e não ajustáveis;

No início da década de 60, *Roseblatt* criou uma genuína rede de múltiplos neurônios do tipo discriminadores lineares e chamou esta rede de *perceptrons* [KOVÁCS,1996], porém possui a limitação de linearidade. Em 1982 com a introdução da não linearidade feita por *Hopfield* que a área voltou a ser alvo de intensas pesquisas [BRAGA, et al., 2000].

Atualmente utiliza-se como elemento computacional básico na maioria das redes neuronais artificiais o neurônio integrador. Ele realiza a soma ponderada dos seus sinais de entrada e aplica a esses uma função de ativação. É composto basicamente por

- Sinapses, caracterizadas pelos pesos w
- Junção somadora
- Função de ativação

A Figura 5.02 apresenta uma descrição mais formal desse neurônio genérico não linear,

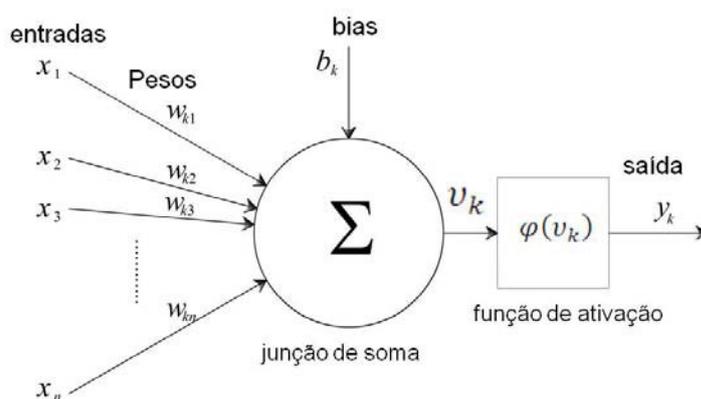


Figura 5.02 – Neurônio genérico não linear

A função de ativação, representada por $\varphi(v_k)$, define a saída de um neurônio em termos do campo local induzido v_k que é representado por

$$v_k = \sum_{j=1}^m x_{kj} w_j + b_k \quad (27)$$

As funções de ativação podem ser classificadas em: função lógica, função linear, função logística e função tangente hiperbólica [HAYKIN, 2001].

Comumente as redes neuronais artificiais são ajustadas ou treinadas para que uma particular entrada resulte em uma saída específica. A arquitetura de uma rede neuronal artificial é importante uma vez que ela restringe o tipo de problema a ser tratado. A definição de arquitetura apresenta os seguintes parâmetros número de camadas da rede, número de nodos em cada camada, tipo de conexão entre nodos e topologia da rede [BERCI, 2008].

- ✦ Número de camadas

Redes de camada única – existe um único nó entre qualquer entrada e saída da rede;

Redes múltiplas camadas – existe mais de um neurônio entre alguma entrada e alguma saída da rede;

- ✦ Conexões dos nodos

Feedforward ou acíclica – a saída do neurônio na i -ésima camada da rede não pode ser usada como entrada de nodos em camadas de índices menor ou igual a i ;

Feedback ou cíclica – a saída de algum neurônio na i -ésima camada da rede é usada como entrada de nodos em camadas de índices menor ou igual a i ;

- ✦ Conectividade

Rede Parcialmente conectada, é uma rede na qual nem todas as entradas são conectadas à todos os nós, Figura 5.03 A;

Rede completamente conectada, é uma rede na qual todas as entradas estão conectadas a todos os nós, Figura 5.03 B;

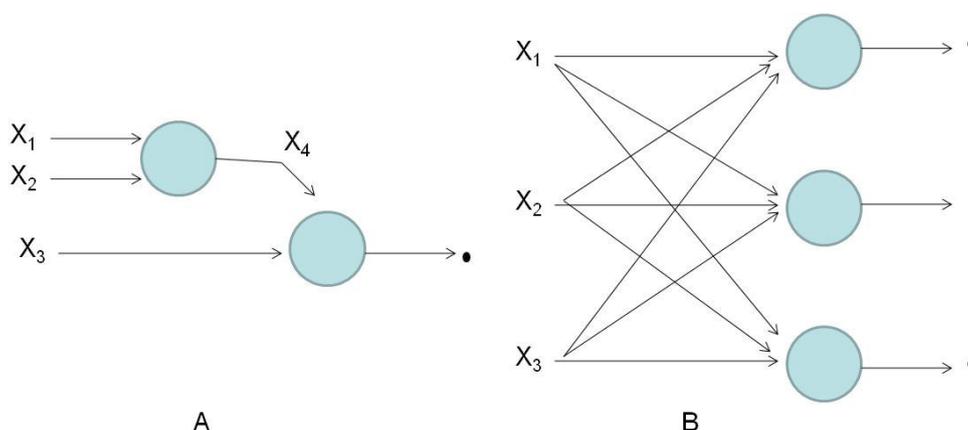


Figura 13 – Exemplos de arquitetura

Existem inúmeras outras arquiteturas na literatura para a concepção de redes neurais, com a finalidade de resolver problemas específicos, abaixo estão exemplificadas algumas arquiteturas.

- Redes Recorrentes: baseada em sistemas dinâmicos, esse tipo de rede neuronal armazena padrões em uma superfície de energia na forma de pontos de equilíbrio, com a finalidade de recuperar os padrões originais com base em versões distorcidas desses padrões (A rede de *Hopfield* é um exemplo clássico de rede recorrente);
- Redes RBF: utiliza funções de base radial para a ativação dos neurônios, o que requer outra estratégia de treinamento, devido principalmente ao ajuste dos centros das funções radiais. Basicamente possuem a mesma funcionalidade das redes *perceptrons* de múltiplas camadas (MLP);
- Redes Auto-Organizáveis: Arquitetura utilizada principalmente na clusterização de dados e solução de problemas combinatórios.

Os treinamentos das redes neurais ocorrem de duas formas, treinamento supervisionado e treinamento não supervisionado. Sendo o treinamento

supervisionado o mais comum, tanto com neurônios com peso como também sem pesos. A Figura 5.04 mostra a forma que ocorre o aprendizado

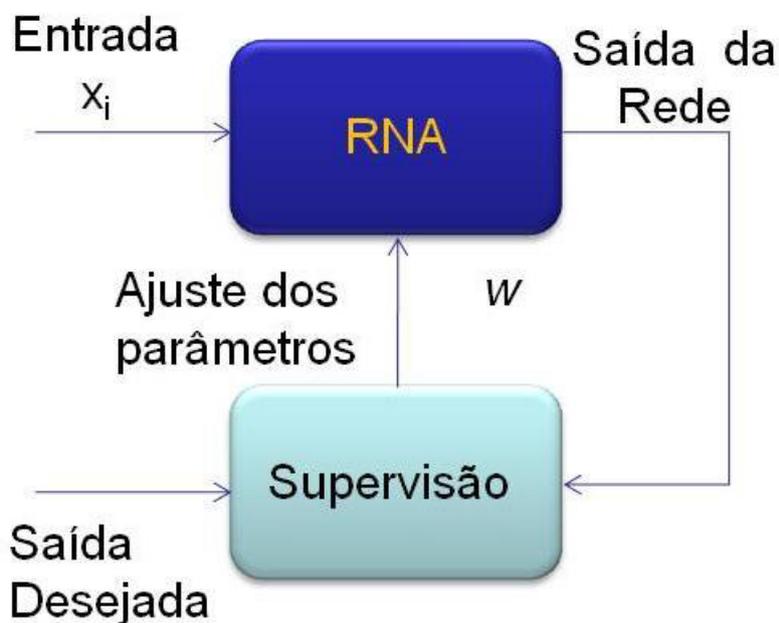


Figura 5.04 – Aprendizado supervisionado

A rede tem a sua saída comparada com a saída desejada, recebendo informações do supervisor sobre o erro da resposta atual. A desvantagem deste método de aprendizagem é que na ausência de supervisão, a rede não conseguirá aprender novas estratégias para situações não cobertas pelos exemplos de treinamento da rede.

A minimização da diferença entre a soma ponderada das entradas pelos pesos e a saída desejada, pode ser entendida como a correção dos erros dada pela equação (28)

$$w_i(t+1) = w_i(t) + \eta e(t) x_i(t), \quad (28)$$

sendo η a taxa de aprendizado, $w_i(t)$ o peso, $e(t)$ o erro e x_i a entrada.

O aprendizado não supervisionado não apresenta a presença do supervisor para acompanhar o processo de aprendizagem, Figura 5.05. Para este tipo de algoritmos somente padrões de entrada estão disponíveis para a rede, sendo necessária

uma redundância nos dados de entrada.

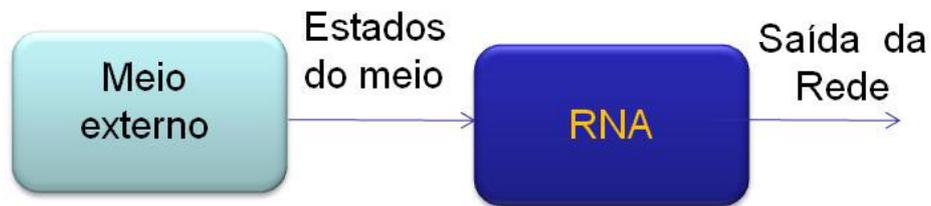


Figura 5.05 – Aprendizado não supervisionado

Alguns dos principais métodos de aprendizado não supervisionado estão sucintamente descritos abaixo:

- **Aprendizado Hebbiano:** A regra de aprendizado de Hebb propõe que o peso de uma conexão sináptica deve ser ajustado se houver sincronismo entre os níveis de ativação das entradas e saídas;
- **Aprendizado por Competição:** É um caso particular de aprendizado não supervisionado, sendo a idéia que dado um padrão de entrada, fazer com que as unidades de saída disputem entre si para serem ativadas na qual sairá vencedora;
- **Aprendizado por Reforço:** É uma forma de aprendizado por mapeamento de entrada-saída através de um processo de triagem e erro desenvolvido para maximizar o índice de desempenho escalar. O aprendizado pode ser associativo ou não associativo. O aprendizado associativo é um conceito intuitivo no qual se recupera a informação pelo conteúdo (são associadores lineares para mapeamento) apresentam três tipos de memórias as heteroassociativas, interpolativas e autoassociativas.

5.2 Redes Neurais Probabilísticas

Existem vários projetos de redes neuronais supervisionadas, uma delas é a rede neuronal de função radial (RBF). A forma básica da rede neuronal de função radial é

uma rede de três camadas que consiste em uma camada de entrada (unidade de sensoriamento), uma camada oculta com alta dimensionalidade e uma camada de saída linear [POWELL, 1988].

Quando uma rede função radial é usada para realizar uma tarefa complexa de classificação de padrões, o problema é resolvido através da transformação para um espaço de alta dimensionalidade, de uma forma não linear. A justificativa vem através do teorema de *Cover* sobre a separabilidade de padrões. Porque o padrão linearmente separável torna o problema de classificação de simples solução (utilizados por *perceptrons*).

Considerando uma família de superfícies, onde cada uma delas divide um espaço de entrada em duas regiões. Ainda, consideramos que \mathcal{M} represente um conjunto de N vetores x_1, \dots, x_N , sendo a cada um atribuído a uma de duas classes \mathcal{M}_1 e \mathcal{M}_2 . Podemos mostrar por (29) que cada padrão x pertence a \mathcal{M} e defina um vetor constituído de funções de valor real $\varphi_i(x) \mid i = 1, 2 \dots m_1$

$$\varphi(x) = [\varphi_1(x), \varphi_2(x), \dots, \varphi_m(x)]^T \quad (29)$$

O vetor $\varphi(x)$ mapeia pontos no espaço de entrada de dimensão m_0 em um novo espaço de dimensão m_i . Chamamos de espaço de funções características $\{\varphi_i(x)\}_{i=1}^{m_i}$, se o de \mathcal{M} é separável por φ em $\{\mathcal{M}_1$ e $\mathcal{M}_2\}$ e se existir um vetor w de dimensão m_1 que podemos escrever como [COVER, 1965]

$$\begin{aligned} w^T \varphi(x) &> 0, \quad x \in \mathcal{M}_1, \\ e \\ w^T \varphi(x) &< 0, \quad x \in \mathcal{M}_2. \end{aligned} \quad (30)$$

Onde a imagem inversa do hiperplano é representada na equação (31) definindo a superfície de separação no espaço de entrada.

$$x: w^T \varphi(x) = 0 \quad (31)$$

Existem vários tipos de superfície de separação (i.e. hiperplanos, quadráticas, hiperesferas) e podem ser representadas pela equação geral

$$\sum_{0 \leq i_1 \leq \dots \leq i_r \leq m_0} a_{i_1 i_2 \dots i_r} x_1 \dots x_r \quad (32)$$

O teorema de *Cover* pode ser resumido da seguinte forma, a formulação não linear da função oculta definida por $\varphi_i(x)$, e a alta dimensionalidade do espaço oculto comparado ao espaço de entrada.

A questão agora passa a ser a representação da rede como um mapa de espaço de entrada de dimensionalidade m_0 em um espaço de saída unidimensional [AGUIRRE, 2007]. Esta representação pode ser escrita como

$$s: \mathcal{R}^{m_0} \rightarrow \mathcal{R}^1 \quad (33)$$

Sendo o mapa s : é uma hipersuperfície $\Gamma \subset \mathcal{R}^{m_0+1}$, é Γ a superfície desconhecida e os dados normalmente apresentam ruído.

A fase de treinamento e generalização do processo de aprendizagem estão apresentadas a seguir.

Fase de Treinamento, é a otimização do ajuste para a superfície Γ , baseada nos padrões de entrada-saída;

Fase de generalização, é a interpolação entre os pontos dos dados para obtenção da ótima superfície verdadeira Γ ;

A interpolação multivariada de um espaço de alta dimensionalidade pode ser formulada como um conjunto de N pontos diferentes $\{x_i \in \mathcal{R}^{m_0} | i = 1, 2 \dots N\}$ e um conjunto correspondente de números reais $\{d_i \in \mathcal{R}^{m_0} | i = 1, 2 \dots N\}$, encontrar uma função $F: \mathcal{R}^N \rightarrow \mathcal{R}^1$ que satisfaça a condição de interpolação que é dado por

$$F(x_i) = d_i, \quad i=1, 2 \dots N \quad (34)$$

Para interpolarmos é necessário passar por todos os pontos.

O cerne das redes RBF está na escolha da função F representada por [POWELL, 1988]

$$F(x) = \sum_{i=1}^N \omega_i \varphi(\|x - x_i\|) \quad (35)$$

sendo $\{\varphi(\|x - x_i\|)/i = 1, 2, \dots, N\}$ um conjunto de N funções arbitrárias, e a norma $\|\cdot\|$ é a distância Euclidiana e x_i são os centros da RBF. Inserindo as condições de interpolação na equação (35) temos um conjunto de equações lineares simultâneas de pesos desconhecidos dada pela por

$$\varphi_{ji} \omega_N = d_N \quad (36)$$

sendo

$$\varphi_{ji} = \varphi(\|x_j - x_i\|), (j,i) = 1, 2, \dots, N \quad (37)$$

e

$$\Phi = \varphi_{ji} | (j,i) = 1, 2, \dots, N \quad (38)$$

O vetor d representa a resposta desejada, w é o vetor linear dos pesos e N é o tamanho da amostra de treinamento. Assumindo Φ como uma matriz não singular a equação (39) pode ser resolvida.

$$\omega = \Phi^{-1}d \quad (39)$$

Através do Teorema de *Micchelli*⁵, garante-se que em certas condições a matriz de interpolação Φ é não singular. Existem várias classes de RBFs cobertas por este teorema e a função de especial interesse para as RBFs são as multiquadráticas, multiquadráticas inversas e as funções Gaussianas.

A função utilizada no estudo do presente trabalho foi a função Gaussiana, que é dado por

$$\varphi(r) = \exp\left(-\frac{r^2}{2\sigma^2}\right) \text{ para } \sigma > 0 \text{ e } r \in \mathcal{R}, \quad (40)$$

sendo $r = \|x - x_i\|$ e σ é o desvio padrão.

⁵ O Teorema pode ser enunciado como “Considere que $\{x_i\}_{i=1}^N$ seja um conjunto de pontos distintos em \mathcal{R}^{m_0} . Então a matriz de interpolação Φ , N -por- N , cujo elemento ji é $\varphi_{ji} = \varphi(\|x_j - x_i\|)$ ”

As redes RBFs são funcionalmente equivalentes a inferência nebulosa e têm um tempo mais curto de treinamento [JANG & SUN, 1993]. A Figura 5.06 representa a rede RBF

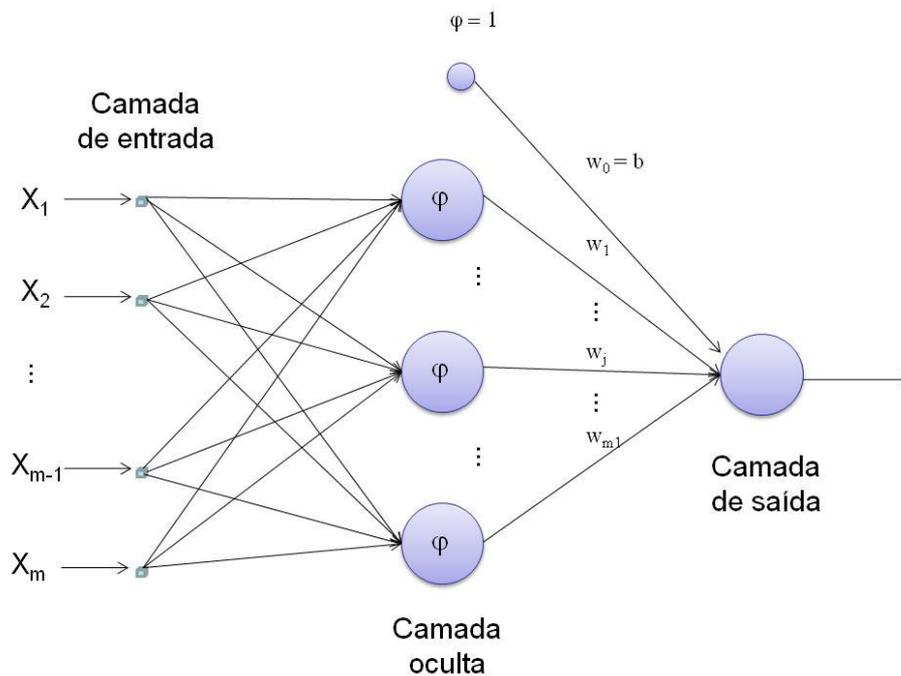


Figura 5.06 – Rede de função de base radial

As redes de função radial (RBF) e os *perceptrons* de múltiplas camadas (MLP) são aproximadores universais, conseqüentemente uma RBF pode emular uma MLP ou vice-versa.

Se conectarmos à saída de um RBF uma função de transferência competitiva, entramos em um caso especial chamado de redes neuronais probabilísticas (PNN). A Rede probabilística pode ser utilizada para problemas de classificação. A primeira camada compara as distâncias do vetor de entrada com o vetor de treinamento (modelo), produzindo um vetor nos quais os elementos indicam quão perto o vetor de entrada esta perto do vetor dos dados de treinamento. A segunda camada soma estas contribuições de cada categoria da entrada para produzir o vetor de probabilidades. Finalmente, a aplica-se à saída da segunda camada a função de transferência competitiva para selecionar o vetor probabilidade máxima, criando 1 para esta categoria e zero para as demais classes.

As redes neurais probabilísticas (PNN) têm um design *straightforward* e não depende de treinamento. A PNN tem a garantia de convergir para um classificador Bayesiano, caso tenha um número suficiente de dados e também generaliza bem. A Figura 5.07 mostra a rede neuronal probabilística utilizada no *ToolBox* de Redes Neurais do MATLAB®.

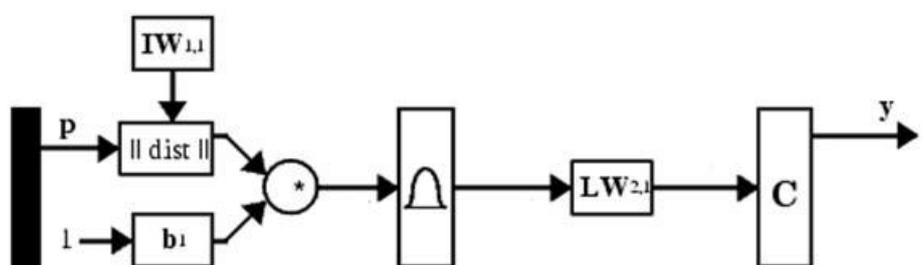


Figura 5.07 - Rede Neuronal Probabilística (*ToolBox* de Redes Neurais do MATLAB®)

5.2.1 Experimento PNN – Estabelecimento de Padrões

A aquisição de dados pode ser dividida em duas partes, na qual a primeira parte é a geração dos dados para criar os modelos baseados na matriz de decisão discutidos no Capítulo 4 (uma vez que foi provada a correlação da alumina com a forma da curva de resistência). Estes modelos são utilizados com o classificador, ou seja, nas classes a serem utilizadas na rede PNN. Porém foi reduzido o número de categorias, uma vez no modelo real (a cuba) não teríamos grandes ganhos nas ações a serem tomadas. A Figura 5.08 mostra como as novas classes se enquadram quando comparadas à curva de resistência.

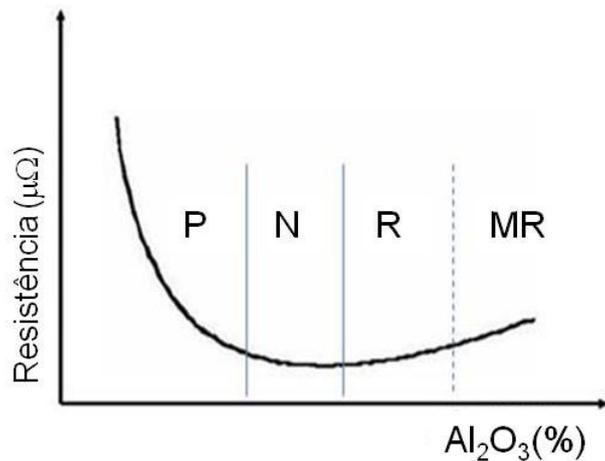


Figura 5.08 – Nova classificação para as regiões de trabalho na curva resistência VS. concentração de alumina

A região P representa a região pobre; a região N significa a região normal de operação, a região R é a região rica e finalmente a região MR indica a região “muito rica”. Uma categoria não foi apresentada no desenho acima que é na verdade um comportamento da curva de resistência na qual ela varia muito pouco, pelo fenômeno denominado de auto-alimentação. A Figura 5.09 mostra as cinco classes armazenadas como vetor. As curvas modelos foram geradas a partir de um polinômio de segunda ordem sendo os coeficientes ajustados para determinar a forma da curva. Estes modelos é que serão utilizados pela PNN. Estes vetores são compostos de 30 pontos, que são correspondentes a 90 minutos de leituras entre ciclos de alimentação.

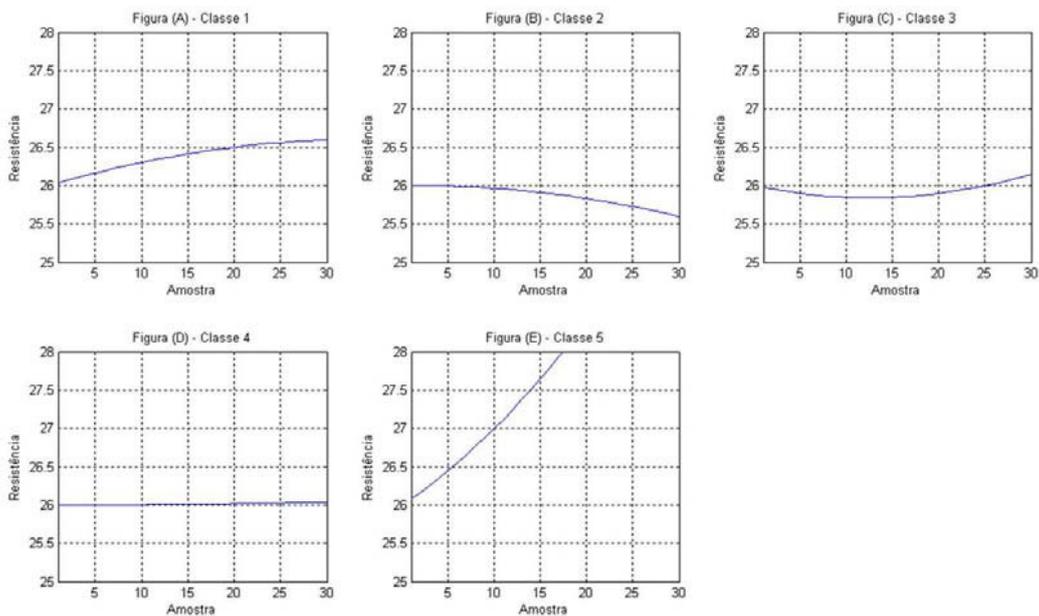


Figura 5.09 – Modelos da curva de resistência e a divisão em categorias: A – Muito Rico (classe 1), B – Rico (classe 2), C – Normal (classe 3), D – Auto-Alimentação (classe 4), E – Pobre (classe 5),

Os dados utilizados para a validação do modelo foram os dados apresentados no Capítulo 4. Os dados foram coletados do computador de processo a um intervalo de 3 minutos, sendo o valor da leitura correspondente a média dos valores de resistência do período de 3 minutos, armazenados em um vetor de tamanho $n=40$. Porém expurgaram-se os primeiros 30 minutos de dados, pois o sistema estava em regime transiente. Desta forma, cada ciclo de quebra gera-se um vetor de 30 pontos para ser mapeado.

Como cada cuba tem a sua própria resistência de trabalho, a normalização dos dados fez-se necessária juntamente com os dados dos modelos. Com a normalização dos dados retiramos o efeito da resistência de trabalho garantindo a mesma forma. Os dados normalizados apresentavam média zero e variância um. A equação abaixo mostra a determinação do cálculo para a normalização

$$\hat{x}_k(t) = \frac{x_k(t) - \bar{x}_k}{\frac{1}{n-1} \sum_{i=0}^{n-1} (\bar{x}_k - x_k(i))^2}, \quad (41)$$

sendo \hat{x}_k o valor normalizado, \bar{x}_k é o valor médio da amostra, x_k é o valor medido e n é o numero de amostras.

A realização do estudo ocorreu *off-line* utilizando o ambiente de trabalho do MATLAB® para executar as rotinas.

5.3 Resultados e discussão

Após a normalização dos vetores dos modelos iniciou-se avaliação da rede para determinar a posição dos dados dos modelos e a saída da rede em relação ao modelo não sendo detectada nenhuma anormalidade em relação à rede PNN. A Figura 5.10 mostra o resultado proveniente da rede.

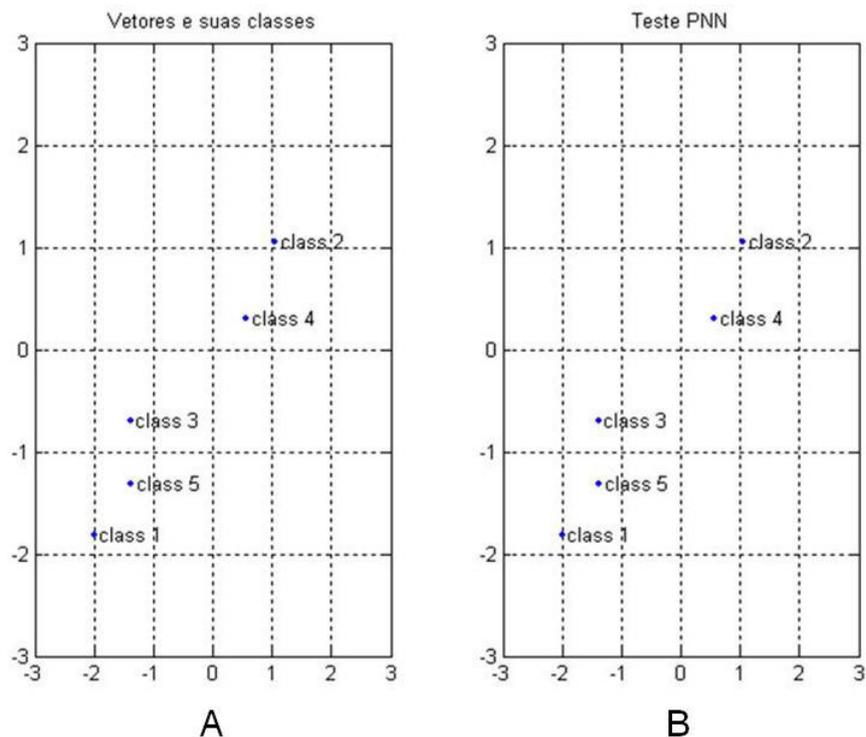


Figura 5.10 – Comparação da posição do modelo (A) com os valores de saída da rede PNN (B)

Uma vez que não tinha problema na rede em relação ao modelo conforme verificou-se na Figura 5.10, iniciou-se a parte de validação da rede PNN. A validação consistiu na avaliação entre a saída da rede com a forma das curvas de resistência dada pelo vetor de entrada à rede PNN. Para os vetores de entrada, conhecia-se a priori a real concentração de alumina (Capítulo 4). A Figura 5.11 mostra uma entrada de resistência com a curva na forma pobre (C), com sua respectiva sua normalização (C) e as classes possíveis de classificação (A) e a resposta da rede PNN (B), identificando a classe 5 (relativa a região de trabalho pobre em alumina).

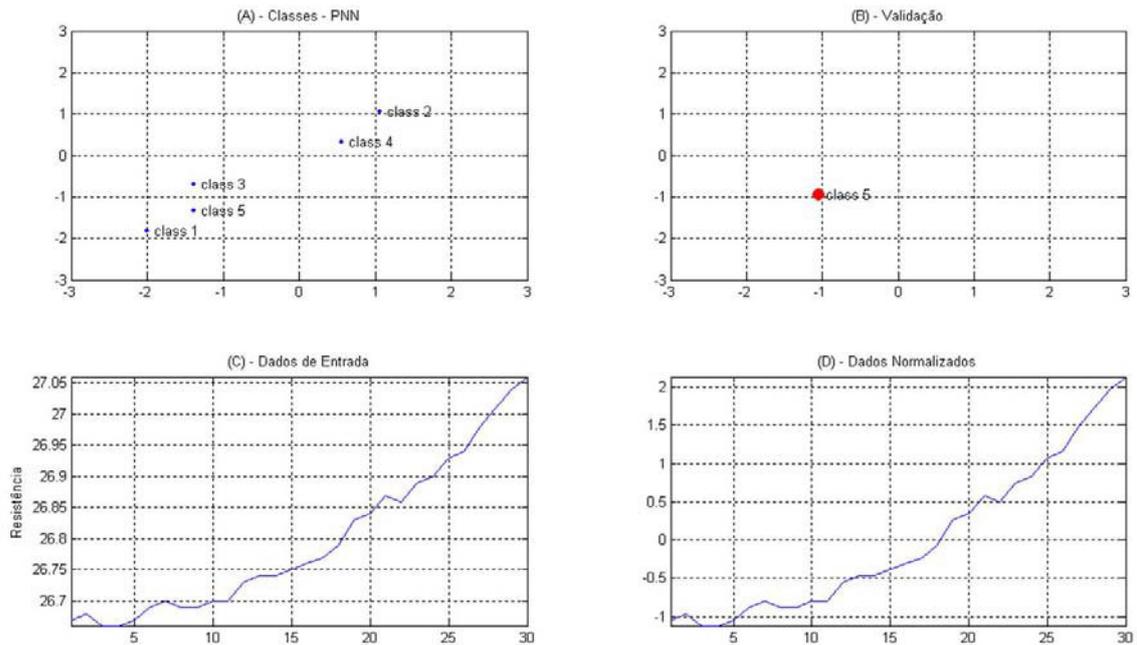


Figura 5.11 – Classificação da rede com o valor de entrada

Uma vez que a rede tinha apresentado uma correta classificação utilizou mais 18 vetores de entrada (cada um com 30 valores). Os resultados estão apresentados no Quadro 5.1, a primeira coluna mostra a categoria a ser classificada, a segunda coluna indica a quantidade vetores utilizadas para validação e a terceira coluna indica o índice de acerto no sentido de classificação em relação à forma do vetor de entrada.

Quadro 5.1: Resultados da classificação

Padrão/Class.	Quantidade de vetores	Acerto (%)
MR/Class1	2	100
R/Class2	2	100
N/Class3	4	100
S/Class4	3	0
P/Class5	7	100

Excluindo a classe 4, os outros resultados mostram que a rede PNN é promissora. A questão fica apenas em determinar o motivo do baixo desempenho na classe 4. Sendo a causa identificada durante a normalização dos dados.

A normalização dos dados da categoria 4 “auto-alimentação”, leva a classe a possuir uma tendência, ou seja, as pequenas variações são amplificadas após a

normalização, fazendo a categoria 4 ganhar uma forma na curva de resistência sendo desta forma, classificados erroneamente em outras categorias, Figura 5.12 mostra o exemplo.

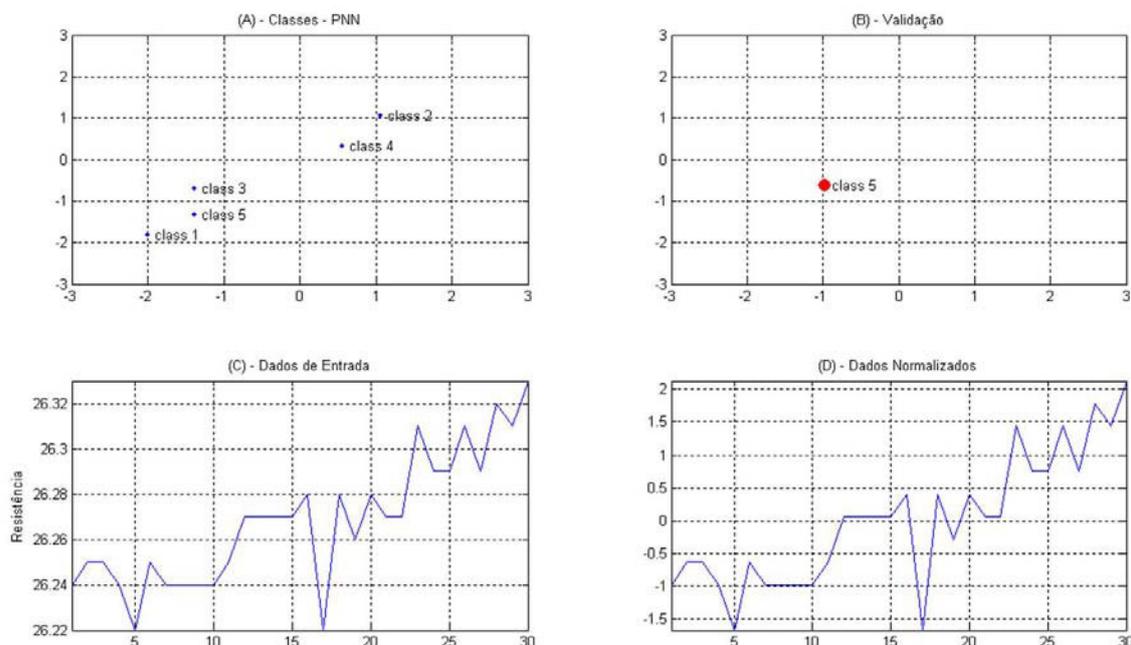


Figura 5.12 – Classificação equivocada da rede para a classe 4

A forma para resolver o problema é separar a classe 4 das outras classes devido a questão levantada durante a normalização. Porém a informação a respeito da classe 4 é importante desta forma temos que fazer um pré-processamento dos dados de entrada.

5.4 Estratégias via Regras de Inferência de Mamdani

Podemos criar uma nova estratégia para melhorar a capacidade de conhecimento da rede utilizando lógica nebulosa para pré-processar os dados e posteriormente utilizar uma rede exclusiva para classificar as variações da categoria 4. Este mapeamento garante a base para tomada de decisão ou identificador de padrões.

Existem dois tipos de inferência a *Mamdani* e *Takagi-Sugeno-Kang* [NGUYEN & MICHIO, 1988]. A inferência de *Mamdani* será abordada neste trabalho e consiste em modelar a relação de uma particular regra que é obtida via à conjunção de antecedente-conseqüente. Além do mais, neste modelo a saída geral de uma

coleção de regras é construída impondo as saídas das regras individuais. A Figura 5.13 mostra um desenho esquemático.



Figura 5.13 - Sistema de processamento nebuloso utilizando o método de inferência de Mamdani

As regras podem ser descritas como modelos lingüísticos “Se P é N_i então Q é M_i ” sendo a proposição da forma (p,q) é R onde R é a relação nebulosa definida no espaço do produto cartesiano (X x Y). Temos a função de pertinência

$$R_i(x, y) = (N_i(x) \wedge M_i(x)) \quad (42)$$

No método de Mamdani a agregação das regras é obtida via a união das relações nebulosas individuais, sendo a função geral de pertinência da saída R

$$R_i(x, y) = \bigvee_{i=1}^m (N_i(x) \wedge M_i(x)) \quad (43)$$

Para uma dada entrada da $P = A$, a saída nebulosa F obtida por este método é definida como a regra de inferência max-min, dada por

$$F(y) = \bigvee_x (A(x) \wedge R(x, y)) \quad (44)$$

O pré-processamento do conjunto de dados de resistência consiste em calcular a variância e a inclinação que é descrita da seguinte forma

$$I_{(k)} = \frac{(R_{(k)} - R_{(0)})}{T} \quad (45)$$

sendo $I_{(k)}$ a inclinação, $R_{(k)}$ é o último valor de resistência coletado no ciclo e $R_{(0)}$ é primeiro valor de resistência coletado no ciclo e T é o tempo. Estes dois parâmetros são entrada do sistema de inferência nebulosa está mostarda de forma esquemática na Figura 5.14 saída é a classe (determinada negativamente, indeterminada, determinada positivamente).

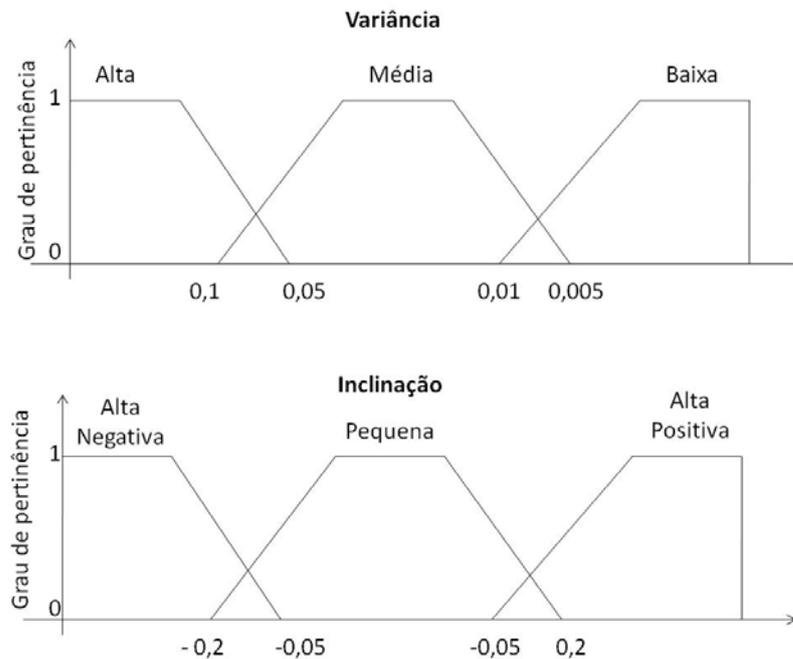


Figura 5.14 – Entradas para o sistema nebuloso, Variância e Inclinação

A função de pertinência utilizada foi a função trapezoidal para entrada e a triangular para a saída e para o antecessor usou-se minimização (equivalente no MATLAB® ao operador AND). A Figura 5.15 mostra o diagrama do novo sistema contendo a inferência nebulosa como classificador primário.

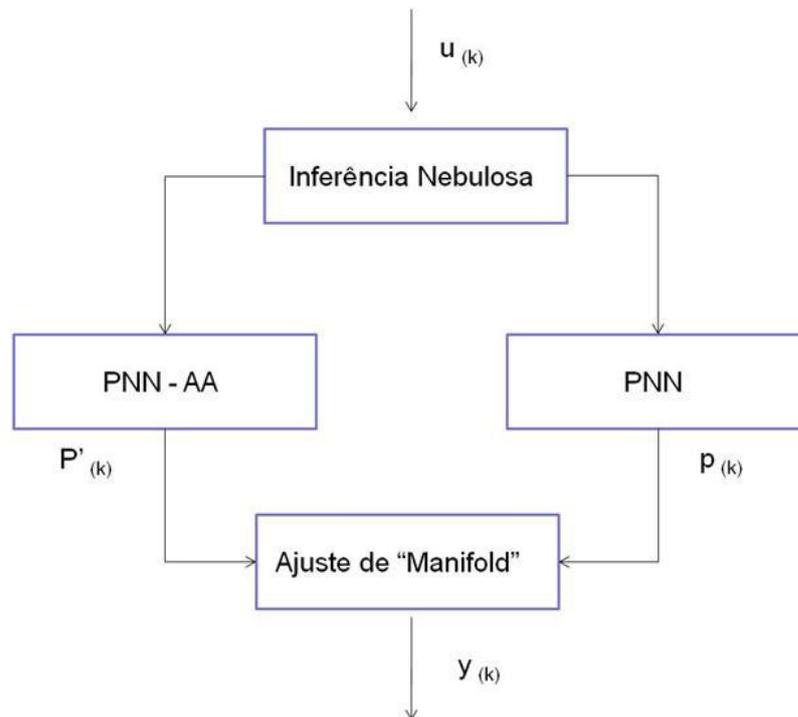


Figura 5.15 – Novo sistema de controle usando Fuzzy-PNN

Os dados de entrada que são classificados como “variação pequena” passam a serem utilizados pela nova rede PNN- auto-alimentação (AA). Esta nova rede PNN-AA passou a ter 3 classes, uma com inclinação positiva (AR) outra negativa (AP) e outra para problemas de sinal da cuba para o computador de controle (ausência de variação).

Foram refeitos os testes com todos os dados do Quadro 5.1, e os resultados estão indicados no Quadro 5.2.

Quadro 5.2: Resultados da classificação com as duas redes PNN

	Padrão/Classes.	Quantidade de vetores	Acerto (%)
PNN-Regular	MR/Class1	2	100
	R/Class2	2	100
	N/Class3	4	100
	P/Class4	7	100
PNN-AA	AR/Class1	1	100
	Prob/Class2	0	0
	AP/Class3	2	100

Para cada região da curva de trabalho uma ação pode ser programada (ajuste automático). Desta forma, o ajuste da quantidade de “manifolds” fica atualiza-se a cada ciclo de alimentação utilizando como referência alvo de “manifolds” do sistema. A rotina irá somar ou subtrair ou manter a quantidade de “manifolds” quebrados. O Quadro 5.3 mostrar os novos ajustes.

Quadro 5.3: Ajuste da quantidade de manifolds para ciclo de quebra

Região	Ajuste de Manifold
MR	Pula Quebra
R	-2
AR	-1
N	0
AP	0
P	2

5.5 Conclusão do Capítulo

Podemos concluir neste Capítulo que as redes neuronais são uma ferramenta muito poderosa para determinar padrões. As redes neuronais probabilísticas mostraram que possuem grande assertividade, uma vez que os modelos sejam representativos.

As técnicas das redes neuronais associadas a outras ferramentas (i.e Lógica Nebulosa) aumentam ainda mais a capacidade de resolução de problemas.

Testes “*on-line*” têm que ser realizados para ajustar o controle e tornar este sistema uma ferramenta comum no dia-a-dia das plantas de produção de alumínio.

Este foi um trabalho pioneiro para cubas Soderberg utilizando reconhecimento de padrões para ajustar a alimentação das cubas este trabalho abre portas para utilização de outros métodos como SOM (mapas auto-organizáveis), ART-map, com a mesma finalidade ou outras como incorporações das outras variáveis de processo (i.e. temperatura, química de banho, entre outras) além da utilização de lógica nebulosa [RENBIJUN, et al., 2007; SHUIPING & JINHONG, 2006].

6 Conclusão

Nesta dissertação foram apresentados vários tipos de soluções para reduzir o efeito anódico, pois a redução dos efeitos anódicos está diretamente ligada à geração dos gases de efeito estufa, indo desde a utilização de sensores até mudança de *software* de controle.

Para a ALUMAR, a aplicação tecnologia de sensoriamento dos alimentadores mostrou ser viável tecnicamente ao atender o objetivo proposto de reduzir o efeito anódico como também mostrar um ganho operacional em termos de diagnóstico de problemas, redução de tarefas dos operadores e aumento de produção.

Para o software de controle utilizou-se duas abordagens, a solução clássica de otimização paramétrica na qual se mantém uma relação com os parâmetros operacionais e utilização de *softcomputing*, redes neuronais artificiais (redes probabilísticas) como também abordagem híbrida, neuro-nebulosa.

Para as cubas VSS *Side Break*, a estratégia para ajuste automático do número de “manifolds” via matriz de decisão calculada pelos estimadores de Mínimos Quadrados (derivadas), mostrou a possibilidade de ganhos expressivos em melhoria de controle e redução de efeito anódico, pois garantirá um melhor controle da alumina dissolvida no banho eletrolítico por ciclo de quebra. Eliminando a necessidade de programar efeito anódico regularmente para voltá-la a concentração ao ponto de operacional de trabalho. Outro ganho operacional é a redução do número de amostras de banho eletrolítico para serem coletadas e analisadas diariamente diminuindo a tarefa dos operadores. Este desenvolvimento é pioneiro para este tipo de cubas, servindo assim de plataforma para outras aplicações.

Outra abordagem para o ajuste automático dos “manifolds” é a utilização de soluções inteligentes para classificar padrões da curva de resistência. O trabalho mostrou o resultado positivo das redes neuronais probabilísticas e elas associadas à lógica nebulosa, com ganhos também na parte de identificação de problemas operacionais. Esta abordagem inteligente pode ser aplicada a outros sistemas de alimentação como também outras tecnologias como as *Point Feeders*.

Este trabalho também mostra a oportunidade latente em investimentos para melhoria do controle de processo na indústria de alumínio, tanto para a utilização das técnicas clássicas como também ferramentas modernas.

Trabalhos Futuros

O desenvolvimento desta dissertação possibilitou novas abordagens para lidar com os problemas de alimentação de alumina e efeito anódico.

Para as cubas VSS *Side Break* são possíveis enumerar várias trabalhos a serem desenvolvidos, são eles:

- Implementar “on-line” o algoritmo para observar se os resultados serão comprovados;
- Desenvolver um sistema baseado em KBS (*Knowledge Base System*) para maximizar o sistema de controle de alimentação das cubas;
- Desenvolver outras arquiteturas de Redes Neurais ou sistemas Híbridos para o ajuste de alimentação;
- Aplicar a teoria de identificação de sistemas para os modelos da forma das curvas de resistência;
- Desenvolvimento de um sistema previsão de efeito anódico

Para a tecnologia *Prebake Point Feeders* podemos enumerar as possibilidades em Alimentadores tradicionais e Alimentadores inteligentes são estes:

Alimentadores Tradicionais

- Utilização de redes neurais para determinar o padrão das curvas de resistência e indicar a existência de falhas de alimentador (evitando o uso de sensores);
- Estudar mais aprofundado as causas da oscilação da resistência durante o “*shot*”, acarretando o desenvolvimento de uma condição indicativa de problema de alimentadores;

Alimentadores Inteligentes

- Testar outros tipos de sensores;

Referências Bibliográficas

- Aguirre, Luís Antonio (2007) Introdução à identificação de sistemas lineares: Técnicas lineares e não lineares aplicadas a sistemas reais - Belo Horizonte UFMG 2007.
- ALCOA 1987, “ Relatório Interno - LECO TC-436 Nitrogen/Oxygen Determinator Manual”.
- ALCOA 2001, “ Relatório Interno – Redução – Sala de Cubas”.
- ALCOA 2005, “ Relatório Interno – Redução – Blitz dos Alimentadores Inteligentes”.
- ALUMAR <http://www.ALUMAR.com.br/Institucional>, acesso em novembro 2007.
- ALCOA http://www.alcoa.com/locations/brazil_pocos, acesso em novembro 2007.
- Anon, 1982“Aluminium Electrolyser Alumina Feed Device” Patent SU 985-154 A , Metallurgy, week 8344, Alum. Magn. Electr. Ind. 30.12.82.
- BRITANICA <http://www.britannica.com>, acesso em novembro 2007.
- Berci, C. D. (2008), Observadores Inteligentes de Estado: Propostas, São Paulo (Dissertação de mestrado UNICAMP).
- Borney P., Gerphagnan, J.D., Aluminium Pecheney (1983) “Process and Apparatus for Accurately controlling the rate of introduction and content of Alumina in an Igneous Electrolysis in the production of Aluminum” Patent US 4,431,491.
- Braga, A. P, Carvalho, A. C. P. L. F. e Ludemir, T. B.(2000) Redes Neurais Artificiais. LTC, 1ª edição, 2000.
- Braga, Carlos A., João V. da Fonseca Neto and Nilton Nagem Freixo (2007) “Bandwidth adjustment of digital kalman filter for indirect measurement of electrolytic bath state variables”. 2nd International Conference on Sensing Technology 2007.
- Braga, Carlos Augusto Pereira (2008) Sintonia do Filtro de Kalman para Medição Indireta das Variáveis de Estado no Banho Eletrolítico, São Luís (Dissertação de Mestrado, 2008 - UFMA).
- Braga, Carlos A (2003). Processo de controle de alumina no banho. Technical report. UFMA. Av dos Portugueses - São Luís -MA.
- Chase R., Gibson R., Marks J. (2005) “PFC Emission Performance for the Global Primary Aluminum Industry” Light Metals, 2005, p 279-282.

- Desenvolver RNs para detectar problemas durante a alimentação, pois outro problema que ocorre é não ter alumina no silo da cuba, mesmo o alimentador funcionando corretamente ocorrerá o efeito anódico;

- Cover, T. M. (1965) "Geometrical and Statistical properties of systems of linear inequalities with applications in pattern recognition" IEEE Transactions on Electronic Computers, vol. EC-14, PP. 326-334.
- Dammel, James W (1997) Applied Numerical Linear Algebra, p 101-107.
- EPA 43-R-03-006- May 03. "Protocol for Measurement Tetrafluoromethane (CF₄) and Hexafluoroethane (C₂F₆) Emissions from Primary Aluminium Production." U.S. Environmental Protection Agency (Washington) and The International Aluminium Institute (London).
- Estratégicos, Centro de Gestão e Estudos (2008) - Manual de Capacitação sobre Mudança do Clima e Projetos de Mecanismo de Desenvolvimento Limpo (MDL) - Brasília, DF: 2008.
- Farid, Jorge (2009) Modelos Polinomiais para Filtro de Kalman, São Luís (Dissertação de Mestrado, 2009 - UFMA).
- Gibbs M. J., Bakshi V., Lawson K., Pape D., Dolin E. J. (2005) "PFC Emissions From Primary Aluminium Production". Good Practice Guidance and Uncertainty Management in National Greenhouse Gas Inventories. 2005, p 1-216.
- Grotheim, K., Krohn C. (1982) Aluminum Electrolysis – Fundamentals of Hall-Heroult Process, Aluminium-Verlog, 1982, p 17-21.
- Grotheim, K., Kvande, H. (1986) Understanding the Hall-Héroult Process for Production of Aluminium, Aluminium-Verlog, 1986, cap 5.
- Grotheim, K., Welch B. J. (1988) Aluminum Smelter Techonology, Aluminium-Verlog, 1988, cap 1, cap 8 e cap 10.
- Haverkamp, Richard Gerard and Barry John Welch (2000). "Measurement of alumina in reduction pots - us patent issued on January 4 - 2000. Assignee Auckland Uniservices Limited. US-Patent - No. 29653 1998-04-14.
- Haykin, Simon (2001) Redes Neurais: Princípios e Práticas Bookman Porto Alegre, p 284-294.
- Hvidsten R., Rye K. (2007) "Smart Feeders for Alumina in Hall-Heróult Prebake Cell" Light Metals, 2007, p 435-438.
- Jang, J.S.R., Sun, C.T., (1993) " Functional Equivalence Between Radial Base Function Networks and Fuzzy Inference Systems" IEEE Transactions on Neuronal Networking, 4(1).
- Jensen, M., Pedersen, T. B., Kalgraf, K., (2007) "BUBBLE NOISE FROM SØDERBERG POTS" Light Metals, (2007), p 353-356.

- Kalgraf, K., Jensen M., Pedersen, T. B. (2007) “THEORY OF BUBBLE NOISE, BATH HEIGHT AND ANODE QUALITY” *Light Metals*, 2007, p 358-361
- Kissane J.P. (1996), *Optimising Alumina Feeders in Aluminium smelting pots*, Ph.D Thesis, 1996.
- Kovács, Zsolt Laszlo (1996) *Redes Neurais Artificiais: Fundamentos e Aplicações* 1996 Academia SP., p 27-35.
- Kvande, H., Moxnes, B. P., Skaar, J. Solli, P. A. (1997) “Pseudo Resistance curve for Aluminium Cell Control – Alumina Dissolution and Cell Dynamics” *Light Metals*, 1997, p 403-409.
- Lawson, Charles L. (1987) *Solving Least Square Problems – Prentice-Hall, United States of America*, p 36-40.
- Ljung, Lennart (1987) *System Identification*, Prentice Hall, New Jersey.
- Marks J. (2006) “Methods for Calculating PFC Emission from Primary Aluminum Production” *Light Metals*, 2006, p 185-188.
- Mills, Peter M. (1995) *Neuro-Adaptive Process Control* Johnwiley&Sons N.Y., p7-15.
- McCulloch, N. e Pitts, W. (1943) “A logical Calculus of the Ideas Immanent in Nervous Activity” *Bulletin of Mathematical Biophysics* 1943. January, 1993 p156-158.
- Nagem, F. N., Braga, C., Silva, A., Martin, S., Ritter, C. E., Verlihay, M. (2007) “Faster Anode Effect Kill” *Light Metals*, 2007.
- Nagem, F. N., Ferreira, H., Braga, C., Leite, P., Coimbra, B. (2008) “Smart Feeders at ALUMAR Plant” *Light Metals*, 2008.
- Nguyen, H.T., Michio S. (1998) *Fuzzy Modeling and Control – KLUWER Academic Publishers Boston* 1998, Cap 1 e Cap3.
- Ødergard, R. (1986) *On the solubility and Electrochemical behavior of Aluminium and Aluminium Carbide in Cryolitic Melts – Universitet I Trondheim* 1986.
- Powell, M.J.D. (1988) “Radial Basis Functions approximation to polynomials” *Numerical Analysis 1987 Proceedings*, p 223-241, Dundee, UK.
- Renbijun, Zhaowendong, Daisongling, Chenshichang (2007) “Research of fuzzy control for alumina in Henan Hong Kong LonQuan Aluminium CO. LTD., China” *Light Metals*, 2007, p 439-442.
- Silva, Ari (1995). *Alumina feed control system of line 1 and line 2 potrooms at ALUMAR. ABAL – Associação Brasileira de Alumínio.*

- Silva, Ari, Carlos Braga, Eliezer Batista (2002). Smelter personnel technical training on aluminum production. ALUMAR - Consórcio de Alumínio do Maranhão.
- Silva, Antonio (2009). Nagem, N. F., Fonseca, J. V. "Parametric ARX Modeling of the Electrolytic Smelter Pot" 11th International Conference on Computer Modeling and Simulation, Cambridge, England (2009).
- Shuiping Z., Jinhong L.,(2006) "Diagnosis System of the Anode Faults for Alumina Reduction Cell" Proceedings of sixth International Conference on Intelligent Systems Design and Applications, 2006, p 1-6.
- Sorenson, H.W. (1980) Parameter Estimation: Principles and Problems, Marcel Dekker Inc. New York.
- Tabereaux A.T. (2007) "Maximum Anode Effect Voltage" Light Metals, 2007, p 405-410.
- Tarcy, G., Jerry Stepheson and Stephen Martin (2002). QLC User's Manual. 2002 Alcoa Publication. Pittsburg-Pensilvania.
- Tarcy, G., Torklep, P. (2005) "Current Efficiency in Prebake and Soderberg cells", Light Metals, 2005.
- Totten, G.E. McKenzie D.S., Hand Book of Aluminium, Marcel Dekker, Inc. New York, 2003 vol. 01, p.10-30.
- Vogt H., Thonstad J. (2002)"The voltage of alumina reduction cells prior to the anode effect" Journal of Applied Electrochemistry 32, 2002, p 241-249.
- Warren, H. (1998) "Interpreting the components of cell voltage" Light Metals, 1998.
- Whitfield D., Kazacos M. S., Welch B., McFadden F. S. (2004) "Aspects of Alumina Control in Aluminium Reduction Cells" Light Metals, 2004, p 249-255.
- Xiquan Q., Shuijie, L., Shaoxian M., Jihong, M., Dequan W. (2008) "Discussion of Alumina Feeding Control Strategies" Light Metals, 2008, p 357-360.

Apêndice A – Fluxograma de Funcionamento de uma Redução

Layout esquemático de uma redução de alumínio *Prebake* representando as áreas de eletrodos, distribuição de energia, reatores, sala de cubas e lingotamento, Figura A01.

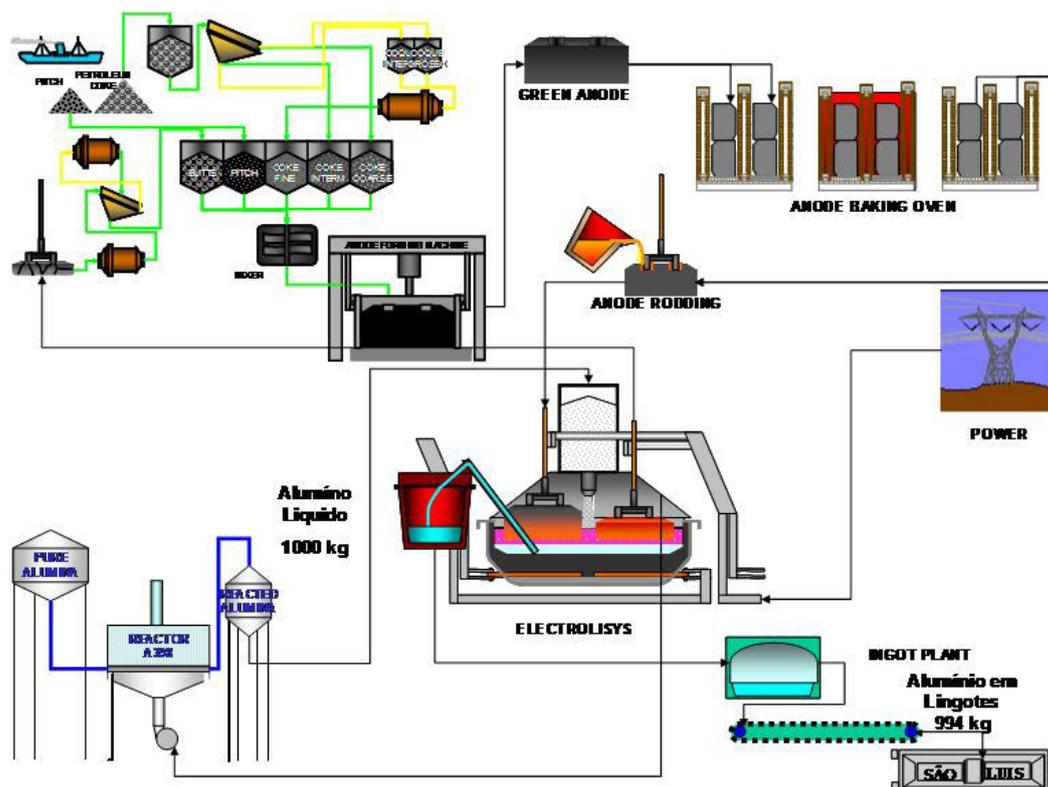


Figura A01 – Fluxograma de produção de Alumínio

Apêndice B – Processo Bayer

O processo para a produção da alumina a partir da bauxita, foi idealizada por Karl Josef Bayer em 1888. Ao longo dos anos, este processo se tornou o mais utilizado universalmente. Resumidamente, o processo Bayer é baseado na dissolução seletiva da alumina em um meio cáustico, a uma pressão positiva. As três principais etapas do processo estão descritas abaixo

Digestão: a alumina é dissolvida no licor cáustico (meio contendo soda cáustica), através da reação química:



sendo: $\text{Fe}_2\text{O}_3 \cdot \text{SiO}_2 \cdot \text{Al}_2\text{O}_3$: bauxita, NaOH: hidróxido de sódio, $\text{Fe}_2\text{O}_3 \cdot \text{SiO}_2$: lama vermelha, H_2O : água, NaAlO_2 : aluminato de sódio

Precipitação: nesta fase, os hidróxidos de alumina se separam da solução cáustica por precipitação para formar sementes (nucleação), pela reação química:



Sendo: NaAlO_2 : aluminato de sódio, Al_2O_3 : alumina, $\text{Al}_2\text{O}_3 \cdot 3\text{H}_2\text{O}$: alumina trihidratada, Na_2O : óxido de sódio

Calcinação: os hidróxidos de alumina ($\text{Al}(\text{OH})_3$) são convertidos em várias formas de alumina, chamadas gama alumina ($\gamma\text{-Al}_2\text{O}_3$) para transformar em formas estáveis, denominadas alfa alumina ($\alpha\text{-Al}_2\text{O}_3$), a temperaturas superiores a 1250°C. As várias formas intermediárias são normalmente referidas, simplesmente, como alumina γ (gama).

O tamanho de partícula, sua distribuição e forma, bem como os teores residuais de impurezas oclusas (Na_2O , CaO, orgânicos) são fortemente dependentes das condições do processo (contínuo ou bateladas), do calcinador (rotativo ou leito fluidizado) e das taxas de produção.

hidrogênio (HF) e outros gases, como o tetrafluoreto aluminato de sódio (NaAlF_4) no processo de purificação dos gases de exaustão.

Como matéria prima, a alumina deve ter características que favoreçam tanto sua alimentação quanto a sua dissolução no banho.

De acordo com sua importância relativa no processo eletrolítico, as características podem ser divididas em:

Principais:

- Área Superficial (B.E.T.)
- Perdas a Ignição (L.O.I.)
- Alfa-Alumina ($\alpha\text{-Al}_2\text{O}_3$)
- Distribuição Granulométrica

Apêndice C – LECO para análise de alumina

O objetivo da utilização do LECO é medir a porcentagem, em peso, da alumina contida no banho eletrolítico, Figura C01.



Figura C01 - LECO

Procedimento de utilização do LECO, a Figura C02 mostra o fluxograma.

1. As amostras de banho previamente moídas, serão analisadas no LECO RO416-DR, para que a quantidade de Alumina contida seja determinada.

Parte da amostra de banho moída é pesada (30 a 40 mg) em uma cápsula de estanho, que depois é fechada e colocada dentro de um cesto de níquel para em seguida, ser levada ao forno do Leco. No forno (EF400), a amostra primeiramente é colocada na porta amostra, em seguida, os eletrodos do forno são abertos para limpeza e colocação de um novo cadinho de grafite. Em seguida, os eletrodos do forno são novamente fechados, e automaticamente tem início o processo de análise.

Primeiramente, a câmara do forno é preenchida com gás inerte (Argônio), em seguida o cadinho é submetido a altas temperaturas durante um determinado tempo (OUT GAS), que tem por objetivo eliminar qualquer vestígio de oxigênio, antes do início da análise. Terminada a fase de OUT GAS, a amostra passa automaticamente para dentro do cadinho, e são submetidos a altas

temperaturas onde ocorre a reação do oxigênio da alumina com o carbono do cadinho, formando CO e CO₂. Os dois gases passam para o analisador, e através de uma célula de infravermelho, a quantidade de oxigênio é determinada, e conseqüentemente, a quantidade de alumina presente na amostra.

2. Características de qualidade exigidas para medição

O equipamento deve estar ligado pelo menos 1 hora antes de ser iniciada a primeira análise;

As pressões (ar comprimido e argônio) devem estar nos valores pré-estabelecidos;

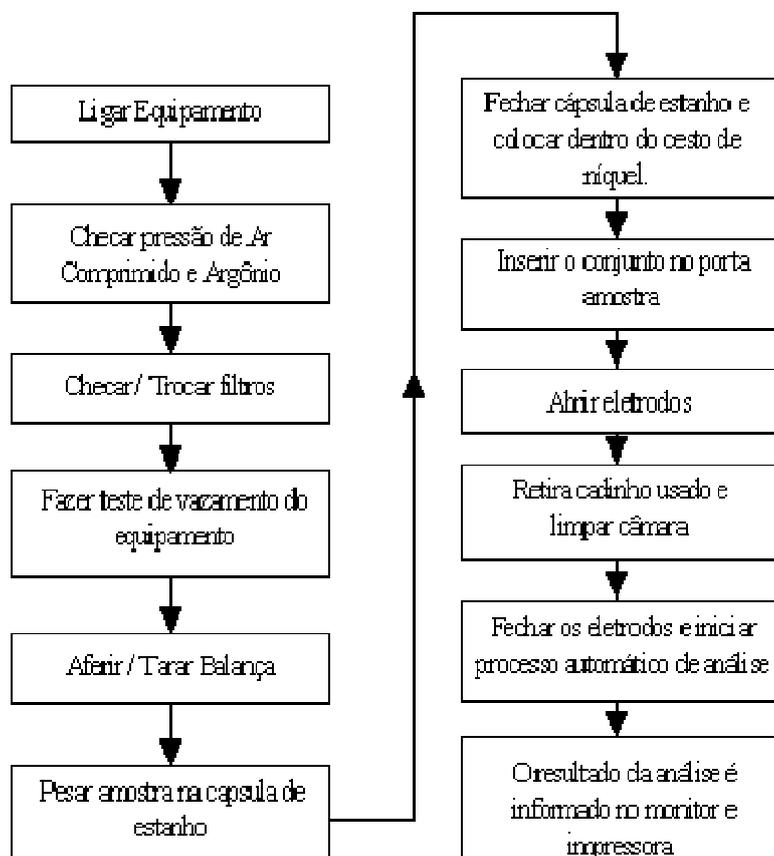


Figura C02 – Fluxograma de utilização do LECO