



Frederico Madureira Matos Almeida

**Modelamento do consumo de cal no
processo de dessulfuração de gases de
combustão de uma coqueria do tipo *heat
recovery* usando redes neurais artificiais**

Dissertação de Mestrado

Dissertação apresentada como requisito parcial para obtenção do grau de Mestre pelo Programa de Pós-graduação em Engenharia de Materiais e de Processos Químicos e Metalúrgicos do Departamento de Engenharia Química e de Materiais da PUC-Rio.

Orientador: Prof. Francisco José Moura
Co-orientador: Prof. Marcelo Lucas Pereira Machado

Rio de Janeiro
Setembro de 2019

Frederico Madureira Matos Almeida

**Modelamento do consumo de cal no processo
de dessulfuração de gases de combustão de
uma coqueria do tipo *heat recovery* usando
redes neurais artificiais**

Dissertação apresentada como requisito parcial para obtenção do grau de Mestre pelo Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Materiais e de Processos Químicos e Metalúrgicos da PUC-Rio. Aprovada pela Comissão Examinadora abaixo.

Prof. Francisco José Moura

Orientador

Departamento de Engenharia Química e de Materiais – PUC-Rio

Prof. Marcelo Lucas Pereira Machado

Co-orientador

Departamento de Engenharia Metalúrgica e de Materiais - IFES

Prof. Alexandre Vargas Grillo

Departamento de Química - IFRJ

Prof. Brunno Ferreira dos Santos

Departamento de Engenharia Química e de Materiais – PUC-Rio

Rio de Janeiro, 02 de setembro de 2019

Todos os direitos reservados. É proibida a reprodução total ou parcial do trabalho sem autorização da universidade, do autor e do orientador.

Frederico Madureira Matos Almeida

Graduou-se em Engenharia Metalúrgica pela UFMG (Universidade Federal de Minas Gerais) em 2012. Atua no ramo de produção de coque metalúrgico, recuperação térmica para geração de vapor em caldeiras e dessulfuração de gases.

Ficha Catalográfica

Almeida, Frederico Madureira Matos

Modelamento do consumo de cal no processo de dessulfuração de gases de combustão de uma coqueria do tipo *heat recovery* usando redes neurais artificiais / Frederico Madureira Matos Almeida ; orientador: Francisco José Moura ; co-orientador: Marcelo Lucas Pereira Machado. – 2019.

81 f. : il. color. ; 30 cm

Dissertação (mestrado)–Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro, Departamento de Engenharia Química e de Materiais, 2019.

Inclui bibliografia

1. Engenharia Química e de Materiais – Teses. 2. Dessulfuração de gases. 3. Coqueria heat recovery. 4. Redes neurais artificiais. I. Moura, Francisco José. II. Machado, Marcelo Lucas Pereira. III. Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro. Departamento de Engenharia Química e de Materiais. IV. Título.

CDD: 620.11

Dedico esta dissertação aos meus queridos avós que já se foram, mas permanecem em minha memória.

Agradecimentos

A Deus por proporcionar sabedoria e persistência durante todo percurso até obtenção deste importante título em minha carreira profissional e acadêmica.

Aos meus orientadores Francisco José Moura e Marcelo Lucas Pereira Machado pela confiança em meu trabalho, apoio, amizade, dedicação ao ensino e todo conhecimento teórico e experiência transmitida.

Ao CNPQ e à PUC-Rio, pelos auxílios concedidos, sem aos quais este trabalho não poderia ter sido realizado.

À instituição de ensino IFES por permitir que este trabalho fosse, parcialmente, desenvolvido utilizando sua estrutura física e docente.

Aos meus pais e amigos que nunca me deixaram desistir e sempre me motivaram a realizar meus sonhos.

O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior – Brasil (CAPES) – Código de Financiamento 001.

Resumo

Almeida, Frederico Madureira Matos; Moura, Francisco José; Machado, Marcelo Lucas Pereira. **Modelamento do consumo de cal no processo de dessulfuração de gases de combustão de uma coqueria do tipo *heat recovery* usando redes neurais artificiais.** Rio de Janeiro, 2019. 81p. Dissertação de Mestrado – Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro.

A produção de coque metalúrgico em plantas do tipo *heat recovery* convertem todo o calor gerado da combustão de gases destilados durante a coqueificação em vapor e eletricidade, portanto eliminando a necessidade de processamento de subprodutos químicos e rejeitos perigosos. Os gases, após a etapa de inertização no interior dos fornos, são direcionados à planta de dessulfuração denominada *flue gas dessulfurization* que utiliza lama de cal para abatimento de compostos SO_x (SO_2 e SO_3) e filtros de mangas para remoção do resíduo gerado, cinzas de cal, precedente ao descarte para a atmosfera. Em virtude do alto custo da cal torna-se importante modelar o processo e avaliar quais são as principais variáveis que impactam no resultado, logo permitindo atuação no processo para torna-lo mais competitivo e ambientalmente sustentável. A proposta deste trabalho foi elaborar um modelo matemático usando redes neurais artificiais para determinar as principais variáveis que impactam o consumo específico de cal no processo. A literatura existente revela que os principais parâmetros que impactam a eficiência de remoção de enxofre, logo a redução de consumo específico de cal, são temperatura de aproximação e relação Ca/S no processo. Este estudo indicou que o consumo está relacionado, principalmente, aos parâmetros de temperatura dos gases na entrada e saída do SDA, além de concentração de oxigênio na chaminé principal e densidade da lama de cal utilizada de acordo com a análise de sensibilidade de rede neural *feedforward backpropagation* com arquitetura MLP 14-19-2 e função de transferência tangente hiperbólica na camada intermediária e logística na camada de saída. A avaliação reforçou o efeito do aumento da temperatura de saída dos gases no consumo específico de cal conforme literatura e adicionou parâmetros relevantes: temperatura de entrada dos gases, concentração de $\text{O}_2(\text{g})$ na chaminé e densidade da lama.

Palavras-chave

Dessulfuração de gases; Coqueria *heat recovery*; Redes neurais artificiais.

Abstract

Almeida, Frederico Madureira Matos; Moura, Francisco José (Advisor); Machado, Marcelo Lucas Pereira (Co-advisor). **Modeling lime consumption of a desulfurization process from gases of a heat recovery coke production plant using neural network development.** Rio de Janeiro, 2019. 81p. Dissertação de Mestrado – Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro.

The production of metallurgical coke in heat recovery coke production plants converts all heat generated from the combustion of distilled gases during coking production to steam and electricity, thus eliminating the need of processing hazardous by-products chemical substances. The gases, after inertization inside the ovens, are directed to the desulphurization plant called flue gas desulphurization (FGD) which uses lime slurry to remove SO_x compounds (SO_2 and SO_3) and bag filters to remove the generated residue, lime ash. Due to the high cost of lime, it is important to model the process and evaluate which are the main variables that affects its result, thus allowing action in the process to make it more competitive and environmentally sustainable. The purpose of this work was to develop a mathematical model using artificial neural networks to determine the main variables that affect lime consumption in the desulphurization process. Literature reveals that the main parameters that influence sulfur removal efficiency, thus reducing specific lime consumption, are approach to adiabatic saturation temperature and Ca/S ratio in the process. This study indicated that consumption is mainly related to the inlet and outlet SDA gas temperatures, oxygen concentration in stack and lime slurry density according to the feed-forward backpropagation neural network sensitivity analysis. *MLP* 14-19-2 and hyperbolic tangent transfer function in the intermediate layer and logistics in the output layer. Thus, the evaluation reinforced the effect of the increase of the gas outlet temperature on the specific lime consumption according to the literature, but also added new parameters: gas inlet temperature, O_2 (g) concentration in the outlet of stack and lime slurry density.

Keywords

Desulfurization; heat recovery coke production; artificial neural networks.

Sumário

1. Introdução	13
2. Objetivo	15
2.1. Objetivo geral	15
2.2. Objetivo específico	15
3. Revisão da literatura	16
3.1. Processo <i>FGD</i>	16
3.1.1. Etapa de produção da lama de cal (<i>lime slurry</i>)	17
3.1.2. Avaliação dos principais parâmetros que afetam a eficiência da etapa de preparação de lama de cal	19
3.1.2.1. Efeito da temperatura de lama no <i>slaker</i>	19
3.1.2.2. Efeito da razão água/cal	21
3.1.2.3. Efeito da viscosidade da lama de cal	21
3.1.2.4. Efeito da composição química da água	22
3.1.3. Etapa de dessulfuração dos gases	23
3.1.4. Avaliação dos principais parâmetros que afetam a eficiência da etapa de dessulfuração de gases	26
3.1.4.1. Efeito da temperatura de aproximação	27
3.1.4.2. Efeito da temperatura de entrada dos gases no <i>SDA</i>	31
3.1.4.3. Efeito da relação Ca/S	32
3.1.4.4. Efeito do tamanho de partícula	34
4. Redes Neurais artificiais	35
4.1. Neurônios biológicos e neurônios artificiais	36
4.2. Aprendizado de RNAs	40
4.3. Especificação topológica	43
4.4. Análise de sensibilidade	45
5. Procedimentos experimentais	46

5.1. Escolha das variáveis	46
5.2. Coleta de dados	51
5.3. Arquitetura da rede neural	53
5.3.1. Número de neurônios	53
5.3.2. Definição das funções de transferências	53
5.3.3. Normalização e desnormalização das variáveis	54
6. Resultados e discussão	55
6.1. Escolha da RNA	55
6.2. Avaliação do modelo	59
6.3. Análise de sensibilidade	62
6.4. Planilha de simulação de casos	67
7. Conclusão	68
8. Trabalhos futuros	70
9. Referências bibliográficas	71
10. Anexo	74

Lista de figuras

Figura 1. Fluxograma simplificado do processo da planta avaliada neste estudo	14
Figura 2. Hidratador da cal virgem ou <i>lime slaker</i> , adaptado ^[7]	18
Figura 3. Efeito da temperatura do slaker na reatividade da lama, adaptado ^[8]	20
Figura 4. Efeito da reatividade da lama de cal no consumo específico, adaptado ^[8]	20
Figura 5. Efeito da temperatura da lama de cal na viscosidade, adaptado ^[12]	22
Figura 6. Efeito presença de sulfato na água no processo de hidratação da cal ^[10]	22
Figura 7. Distribuição dos componentes dentro da partícula ^[16]	25
Figura 8. Layout piloto spray dryer absorber (SDA) ^[1]	26
Figura 9. Eficiência de remoção de SO ₂ como função da razão Ca/S para diferentes temperaturas de aproximação (AAST) ^[1]	30
Figura 10. Temperatura de aproximação versus razão Ca/S ^[19]	30
Figura 11. Efeito da temperatura de aproximação ^[20]	31
Figura 12. Influência da temperatura de entrada dos gases na eficiência de dessulfuração ^[15]	32
Figura 13. Eficiência de remoção como função da razão estequiométrica sorvente / dióxido de enxofre no processo dessulfuração ^[16]	33
Figura 14. Eficiência de remoção como função da razão estequiométrica sorvente / SO ₂ , adaptado ^[22]	33
Figura 15. Eficiência de remoção de SO ₂ em função do diâmetro de partículas de sorvente na lama de cal ^[1] .	34
Figura 16. Componentes do neurônio biológico ^[23]	36
Figura 17. Esquema de unidade de uma RNA ^[25]	37
Figura 18. Tipos de função de ativação ^[28]	38
Figura 19. Arquiteturas das redes: (a) <i>feedforward</i> de camada simples (b) <i>feedforward</i> multicamadas (c) recorrente (d) reticulada ^[25]	42
Figura 20. Comparação resultados obtidos pela rede neural e dados industriais para consumo específico de cal na etapa de treinamento	57
Figura 21. Comparação resultados obtidos pela rede neural e dados	

industriais para concentração de SO ₂ na chaminé na etapa de treinamento	58
Figura 22. Comparação resultados obtidos pela rede neural e dados industriais para consumo específico de cal Fonte Autoral	59
Figura 23. Comparação resultados obtidos pela rede neural e dados industriais para concentração de SO ₂ na chaminé Fonte Autoral	59
Figura 24. <i>Box plot</i> dos resíduos do modelo de consumo específico de cal Fonte: Minitab	60
Figura 25. <i>Box plot</i> dos resíduos do modelo de concentração de SO ₂	60
Figura 26. Correlação entre modelo e esperado para consumo específico de cal durante fase de teste	61
Figura 27. Correlação entre modelo e esperado para concentração de SO ₂ na chaminé durante a fase de teste	61
Figura 28. Pareto avaliação das variáveis mais significativas para modelo de previsão de consumo de cal	63
Figura 29. Pareto avaliação das variáveis mais significativas para modelo previsão concentração de SO ₂ na chaminé.	66
Figura 30. Modelo de consumo específico de cal desenvolvido através de rede neural <i>MLP</i> 14-19-2.	67

Lista de tabelas

Tabela 1. Propriedades do combustível ^[1]	27
Tabela 2. Dados técnicos da unidade de dessulfuração ^[19]	29
Tabela 3. Variáveis de entrada utilizadas para o desenvolvimento da rede neural	47
Tabela 4. Variáveis de saída utilizadas no desenvolvimento da rede neural	51
Tabela 5. Banco de dados utilizados para construção da rede neural	52
Tabela 6. Desempenho do grupo de treinamento das RNAs	56
Tabela 7. Funções de transferências dos grupos de treinamento	56
Tabela 8. Análise de sensibilidade da variável de saída de consumo específico de cal	62
Tabela 9. Análise de sensibilidade da variável de saída de concentração de SO ₂ na chaminé	65
Tabela 10. Pesos utilizados no desenvolvimento do modelo	74

1

Introdução

Plantas de coqueificação são separadas em dois tipos: *recovery* ou *by-product coke plant* e *non-recovery, heat recovery*. A divisão acima é baseada que aquela transforma os gases liberados no processo de coqueificação do carvão como benzeno e etileno em produtos carboquímicos e na última todo o gás produzido durante a coqueificação é queimado e convertido em vapor possibilitando geração de energia elétrica.

O forno de coqueria do tipo *heat-recovery* apresentado neste trabalho são reconhecidos como ambientalmente sustentáveis devido ao fato de operarem a pressões negativas e realizarem a combustão completa dos gases, logo evitando emissões fugitivas de compostos perigosos durante a operação, etapa de enformamento e desenformamento.

Deve ser mencionado que a tecnologia destes fornos permite a utilização de carvões expansivos, inviável na coqueria tradicional devido à limitação de pressões nas paredes dos fornos, ou seja, apresentam maior flexibilidade de mistura de carvões, logo reduzindo o custo total.

Os gases oriundos do processo após a queima completa nos fornos contêm concentrações de compostos do tipo SO_x (SO_2 e SO_3) que devem ser removidos antes do descarte ao meio ambiente. Para isto é utilizado o processo *FGD* interligado a filtros de mangas para remoção do particulado.

O processo *FGD* da planta avaliada neste projeto baseia-se no abatimento de dióxido de enxofre através de reação de dessulfuração com lama de cal, ou seja, hidróxido de cálcio. A cal recebida na unidade é hidratada em um reator com agitação a temperaturas que variam entre $76^{\circ}C$ e $82^{\circ}C$ para produção do leite de cal, ou lama de cal. Esta solução produzida é direcionada para atomizadores e distribuída dentro do *SDA* (spray dryer absorber) para permitir o contato entre o sólido em suspensão, hidróxido de cálcio, e o $SO_2(g)$ presentes nos gases de combustão oriundos do processo de coqueificação. O resíduo gerado segue em concorrente com os gases remanescentes para unidade de filtragem via filtro de mangas para remoção

da parte sólida e depois segue para a chaminé principal para descarte. A Figura 1 descreve o fluxograma do processo explicado anteriormente.

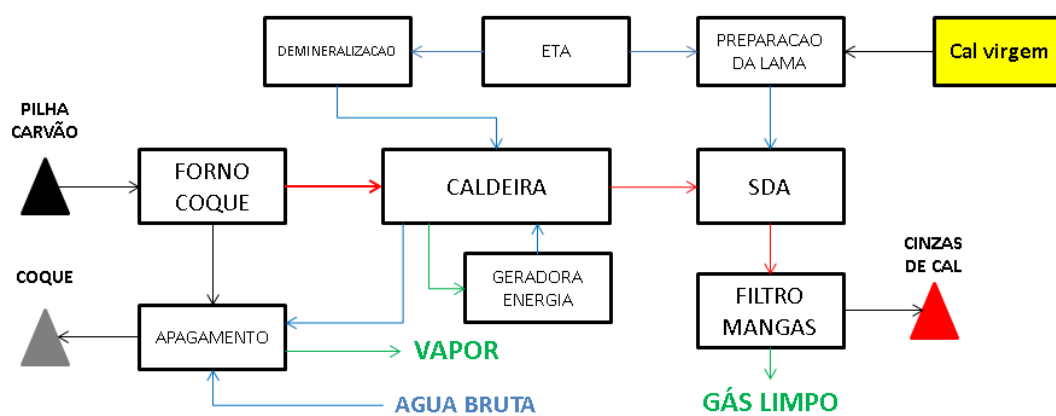


Figura 1 - Fluxograma simplificado do processo da planta avaliada neste estudo.

2 Objetivo

2.1. Objetivo geral

O objetivo do trabalho é avaliar os parâmetros que impactam no resultado de consumo específico de cal no processo *FGD* (*flue gas dessulfurization*) da planta através de modelagem matemática desenvolvida utilizando redes neurais artificiais.

2.2. Objetivo específico

O trabalho pode ser dividido nos seguintes objetivos específicos:

- a) Examinar o conteúdo presente na literatura sobre o assunto de modo a identificar os parâmetros que impactam o consumo específico de cal;
- b) Desenvolver um modelo matemático em planilha Excel para predição do consumo específico de cal utilizando rede neural artificial;
- c) Avaliar o desempenho do modelo matemático desenvolvido;
- d) Investigar as variáveis que influenciam significativamente o consumo específico de cal aplicando análise de sensibilidade ao modelo;
- e) Fornecer à operação da planta o modelo desenvolvido em planilha Excel para que seja utilizada como ferramenta de avaliação do processo;

3

Revisão da literatura

3.1.

Processo *FGD*

O uso do processo *FGD*, *flue gas dessulfurization*, em conjunto com filtro de mangas são usualmente indicados como alternativa ao *wet-scrubbing* para tratamento dos gases de caldeiras que utilizam baixo ou médio teor de enxofre nos carvões ou outros combustíveis^[1,2].

Podem-se destacar as seguintes vantagens do processo *FGD*: não necessitam de sistema de tratamento de efluentes líquidos; não requerem grandes espaços de operação; não necessitam de aquecimento prévio do gás. Logo, tais vantagens tornam o processo economicamente viável^[1].

No processo de dessulfuração de gases do tipo *semi-dry flue gas dessulfurization* a lama de cal entra em contato com gases dentro do *spray-dryer absorber* para remoção do dióxido de enxofre oriundo dos fornos de coqueificação produzindo o resíduo, *lime ash*, constituído de hidróxido de cálcio não reagido, sulfatos e sulfitos de metais como cálcio e magnésio, principalmente^[3,4]. O resíduo é separado do fluxo gasoso por meio de filtros mangas e disposto em aterros ou comercializado para utilização em indústrias de cimento.

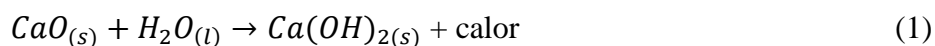
O processo é dividido em duas partes, sendo a primeira a etapa de preparação da lama da cal na concentração e temperatura adequada e a etapa de dessulfuração de gases, sendo importante controlarmos, principalmente, a temperatura de aproximação e concentração de $\text{SO}_{2(g)}$ nos limites da licença operacional. A temperatura de aproximação refere-se ao delta entre a temperatura de ponto de orvalho e a temperatura de saída dos gases no *SDA*, valores reduzidos melhoram a eficiência de dessulfuração, mas aumentam a taxa de corrosão e acúmulo de material.

Abaixo serão destacados os principais efeitos dos parâmetros em cada etapa do processo *FGD* na eficiência de dessulfuração.

3.1.1.

Etapa de produção da lama de cal (*lime slurry*)

A hidratação da cal é um processo exotérmico, ou seja, ocorre com liberação de calor^[4]. Quando a hidratação da cal é realizada com quantidade exata de água, ou seja, valores estequiométricos, o produto final é a cal hidratada, processo conhecido como *dry hydration*. Caso seja realizado com excesso de água o processo é conhecido como *slaking*, sendo neste o produto uma lama de cal ou leite de cal. Normalmente o processo *slaking* é realizado com 2,5 a 6 partes mássica de água para 1 parte mássica de cal. Na Equação (1) pode ser observada a equação exotérmica de hidratação da cal virgem e produção do composto hidróxido de cálcio^[4,5].



O processo de hidratação ocorre tipicamente no equipamento conhecido como hidratador de cal ou *slurry slaker* conforme Figura 2^[5]. O *slurry slaker* é composto por duas câmaras sendo que na primeira ocorre a reação de hidratação e na segunda a remoção do *grits*, calcário não reagido restante do processo de produção da cal virgem. A lama de cal flui por gravidade da primeira câmara para a segunda, nesta além de remoção do *grits*, a viscosidade é reduzida com adição de água fria de forma a facilitar o transporte de lama de cal pelas bombas até os atomizadores.

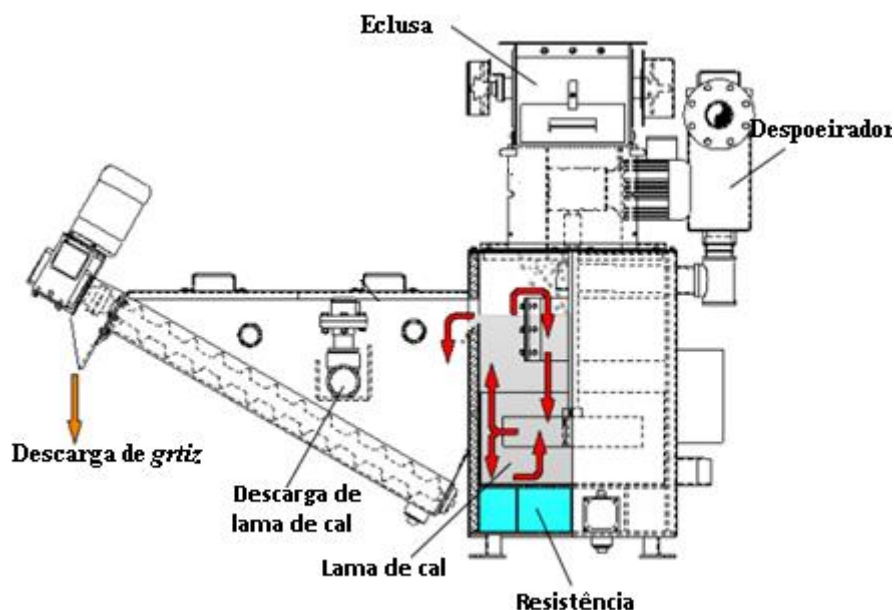


Figura 2 Hidratador da cal virgem ou *lime slakers*, adaptado^[7].

Segundo Hassabi^[6] o parâmetro que mais afeta ao processo de produção de lama de cal no *slaker* é o parâmetro de superfície específica das partículas de cal virgem utilizadas no processo. Quanto maior a superfície específica da cal virgem, maior a superfície de reação, logo mais eficiente é a reação e menor é o consumo de cal por lama produzida. A superfície específica da cales virgem variam entre 3 a 10 m²/g e da lama de cal entre 10 e 20 m²/g^[7].

Em seu artigo Hassabi^[6] indicou os parâmetros que mais afetam a superfície específica, logo afetando a eficiência da hidratação destacados abaixo:

1. Tipo de calcário utilizado na calcinação;
2. Parâmetros durante o processo de calcinação;
3. Temperatura de hidratação no *slaker*;
4. Razão cal/água;
5. Grau de agitação da lama durante a hidratação;
6. Viscosidade da lama;
7. Tempo de residência durante a hidratação;
8. Temperatura da água.

Parreira^[7] identificou que os principais fatores que afetam a qualidade das suspensões de leite de cal são o tipo, impurezas e granulometria da cal utilizada no processo. Esses fatores são caracterizados pela reatividade da cal, ou seja, uma cal de boa qualidade possui uma alta temperatura no início e uma baixa temperatura no final da hidratação. A reatividade permite prever o tempo de duração da hidratação e a temperatura atingida pela liberação do calor de reação.

3.1.2.

Avaliação dos principais parâmetros que afetam a eficiência da etapa de preparação de lama de cal

Destacaremos os parâmetros que mais afetam a eficiência do processo de preparação de lama de cal para abatimento de $\text{SO}_2(\text{g})$, logo afetando diretamente o consumo específico de cal, principal custo da etapa de dessulfuração. O foco será apresentar os parâmetros que serão incluídos no desenvolvimento da rede neural neste trabalho, logo não será detalhado todas as variáveis que afetam a qualidade do leite de cal ou lama de cal produzida.

3.1.2.1.

Efeito da temperatura de lama no *slaker*

Segundo Hassabi^[6] o principal parâmetro que afeta a área superficial do hidróxido de cálcio é a temperatura da lama, ou seja, quanto mais próximo de 100°C mais finas são as partículas, logo maior a área superficial. Contudo, quando se operam nestes níveis de temperatura pontos quentes podem aparecer dentro do hidratador causando cristalização e aglomeração das partículas hidratadas, logo aumentando a superfície específica. Como operar nesta temperatura é difícil devido à alta taxa de geração de vapor, questões de segurança tornam-se relevantes e utilizam, normalmente, a temperatura de processo entre 77°C e 85°C .

Palnik^[8] e Lin^[9] indicou o efeito na redução do consumo de cal com o aumento da temperatura de trabalho no *slaker*. O estudo apresentado pelo autor indicou aumento de eficiência de remoção de $\text{SO}_2(\text{g})$ com o aumento de temperatura do *slakers*. A Figura 3 mostra que o aumento da temperatura de trabalho do *slaker* de 82°C para 93°C aumenta a reatividade da lama de cal de 67% para 88%, que por sua vez reduz o consumo específico de cal no processo conforme análise da Figura 4.

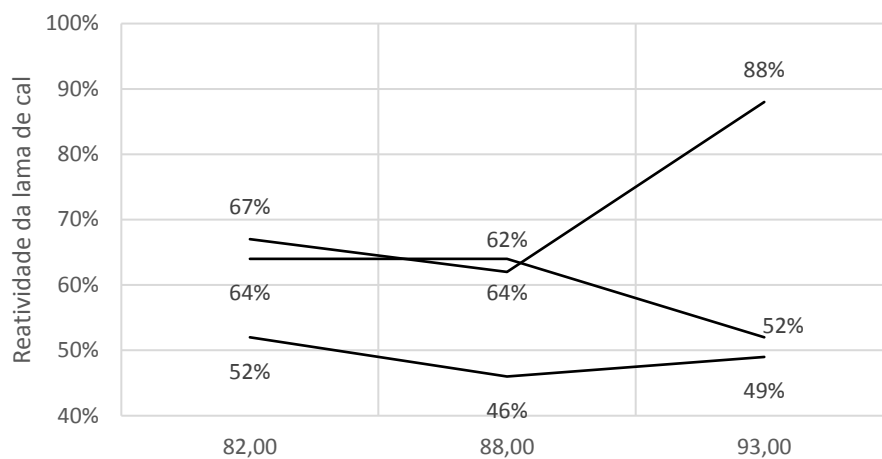


Figura 3: Efeito da temperatura do slakers na reatividade da lama, adaptado^[8].

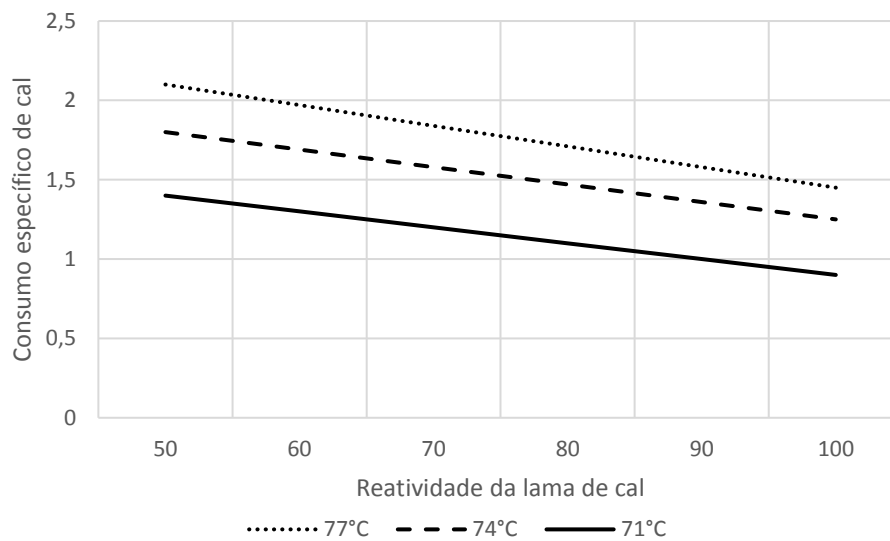


Figura 4: Efeito da reatividade da lama de cal no consumo específico, adaptado^[8].

A Figura 4 de Palnik^[8] revela que o aumento da reatividade da cal reduz o consumo específico. Para a temperatura de trabalho de 71°C o consumo específico de lama de cal reduz de 1,45 para 0,9 quando a reatividade da lama aumenta de 50% para 100%, respectivamente.

3.1.2.2.

Efeito da razão água/cal

A razão água/cal também afeta a processo de hidratação como mencionado por Hassabi^[6], alterando a temperatura. O controle da razão água e cal no processo de hidratação não garante uma temperatura constante. A temperatura final do processo é função também da temperatura da água, reatividade da cal e qualidade da água (teor de cálcio, impurezas).

Segundo Guimarães^[3] a razão cal/água influencia no “afogamento” ou “requeima” da cal influenciando principalmente na viscosidade do leite de cal produzido, logo dificultando a remoção de resíduos pelo sistema quando viscosidade elevada.

3.1.2.3.

Efeito da viscosidade da lama de cal

Segundo Hassabi^[6] quanto maior a viscosidade da lama menor o tamanho da partícula, logo maior a área superficial e menor a taxa de decantação. Variações de viscosidade da lama utilizado em processos do tipo FGD (*flue gas dessulfurization*) foram reportadas entre 45-700 cP.

Boynton^[10] comenta também sobre o efeito negativo do aumento da viscosidade da lama sobre a solubilidade da cal, afetando diretamente o consumo específico de lama de cal. Silva^[4] descreve que a cal altamente reativa quando hidratada na proporção de 10 a 20% em peso forma uma solução de leite de cal viscosa, caracterizado como fluido plástico de Bingham.

Butters^[11] relata que suspensões muito viscosas podem causar o entupimento de tubulações, além de danificar bombas e outros equipamentos usados no transporte do material. Além disso, afirma que é necessário que a suspensão de leite de cal tenha baixa viscosidade e alta concentração para minimizar custos de transportes. Relatos operacionais revelam dificuldade na remoção de griz e controle de pressão de bombeamento de leite de cal em situação de alta viscosidade do leite de cal, sendo valores acima de 400cP ou 11s no copo Ford n° 4.

A Figura 5 de Senapati^[12] mostra a variação de viscosidade da amostra de lama de diferentes concentrações em relação à temperatura. A viscosidade da lama de cal decresce no range de temperatura de 30°C e 50°C, ou seja, a viscosidade da

lama de cal é inversamente proporcional à temperatura da lama de cal produzida no hidratador.

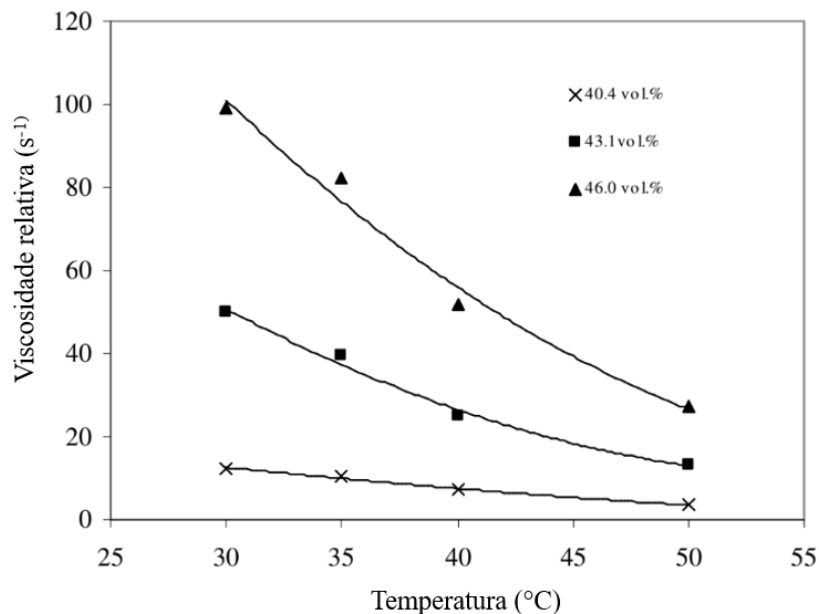


Figura 5: Efeito da temperatura da lama de cal na viscosidade, adaptado^[12].

3.1.2.4. Efeito da composição química da água

A presença de alguns químicos na água pode acelerar ou retardar o processo de hidratação da cal^[9]. Concentrações altas de sólidos dissolvidos na água podem ocasionar esfumação excessiva^[18]. Na Figura 3 pode-se observar o efeito da redução na taxa de reação do *slaking* com a adição de íons de Ca^{2+} , Mg^{2+} e Na^{+} quando comparado com o processo sem adições dos sais. Segundo Boynton^[10] concentração de sulfatos e sulfitos acima de 500 mg/l retardam o processo de hidratação, pois formam uma camada superficial nas partículas de cal impedindo a entrada da água nos poros.

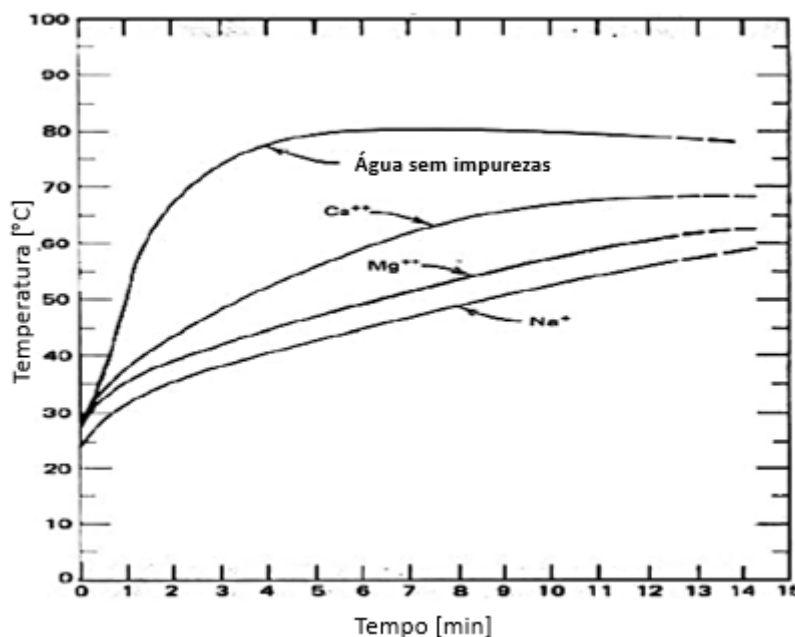


Figura 6 Efeito presença de sulfato na água no processo de hidratação da cal, adaptado^[10].

3.1.3. Etapa de dessulfuração dos gases

Segundo Ponder^[13] todos os carvões utilizados em caldeiras como combustíveis apresentam teores de enxofre entre 0,5% e 5%. O enxofre está presente, comumente, na forma de compostos orgânicos, piríticos (FeS_2) ou sulfatos inorgânicos. Todo o enxofre orgânico é liberado na queima de carvão, mas nem todo enxofre em sulfatos inorgânicos e piríticos são liberados.

No processo de dessulfuração deste estudo o gás de combustão entra no topo de cada absorvedor através de três dutos de entrada separados. No topo do *SDA*, o gás acelera ao passar pelo cone do dispersor de entrada, em seguida ocorre a pulverização finamente atomizada de lama de cal diluída que é introduzida e, logo após a velocidade do gás é abruptamente reduzida. Isso produz um fluxo altamente turbulento que assegura que as gotas de lama sejam intimamente e completamente misturadas com o gás.

À medida que o gás sai do cone do dispersor e desce pela câmara do *SDA*, o $\text{SO}_{2(g)}$ reage com o hidróxido de cálcio para formar os produtos de reação sulfito e sulfato de cálcio, principalmente. Ao mesmo tempo, o calor sensível do gás faz com

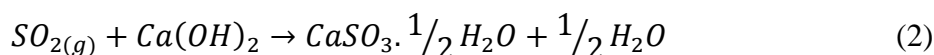
que a água nas gotículas evapore, deixando um resíduo particulado suspenso na corrente de gás.

O hidróxido de cálcio é disperso no interior do reator SDA através de um disco de rotação rápida a aproximadamente 3.600 rpm. O disco transmite força para a lama fazendo com que este passe através de aberturas na circunferência do disco.

A absorção de $SO_{2(g)}$ é aumentada porque as pequenas gotículas, intimamente misturadas no fluxo de gás tem uma grande área de superfície total. Esta grande área interfacial promove a difusão de gases nas gotículas líquidas. Esses gases (SO_2 e HCl) reagem com o cálcio hidratado para formar os produtos de reação de sulfito, sulfato e cloreto de cálcio^[11,14].

Getler^[2] propôs o modelo para reação de dessulfuração composto por duas etapas: secagem e reação química. Segundo Getler^[2] a fase de secagem tem curta duração, mas é crítica para a reação total. Durante a fase de secagem as gotículas de líquido contendo as partículas de lama de cal saem do disco do atomizador a velocidades altas, mas desaceleram para velocidades abaixo de 9,15 m/s em menos de 0.1 segundos. Cada gotícula de líquido contém grande número de partículas insolúveis com distâncias interesaciais de alguns diâmetros de partícula. Estas partículas estão em movimento aleatório dentro da gotícula. Assim que a evaporação inicia a gotícula reduz de tamanho até que as partículas se encontrem. Uma vez que as partículas se tocam os caminhos para saída da água tornam-se restrito e a difusão através das partículas é um fator limitante. O conteúdo final de água é função da taxa de difusão, pressão de vapor e diferença de temperatura.

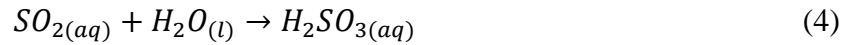
O modelo de reação entre $Ca(OH)_2$ e SO_2 descrito por Hill^[15] pode ser expresso conforme a reação geral e intermediária descrita na Equação (2) abaixo:



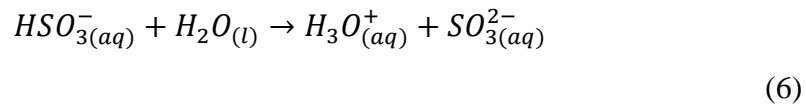
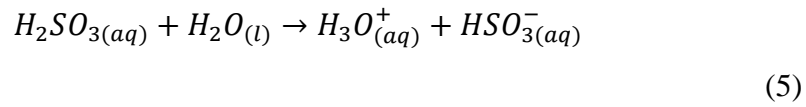
A equação acima pode ser subdividida nas seguintes etapas segundo Hill^[15]:

- a) Absorção do dióxido de enxofre nas interfaces da fase gasosa (Equação 3) e aquosa (Equação 4) seguida de formação de ácido sulfuroso.

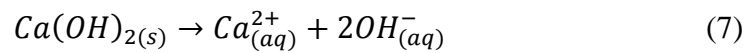




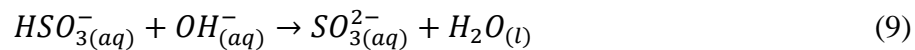
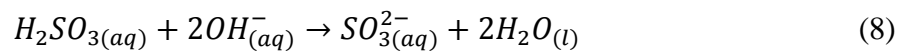
b) Dissociação do ácido sulfuroso conforme as equações 5 e 6.:



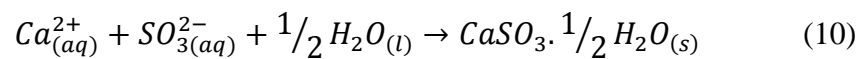
c) Dissolução do hidróxido de cálcio conforme a equação 7:



d) Neutralização da frente de reação, Equações 8 e 9:



e) Reação de produção do sulfato de cálcio hemi-hidratado, Equação 10:



A Figura 7 apresenta esquema da reação de dessulfuração.

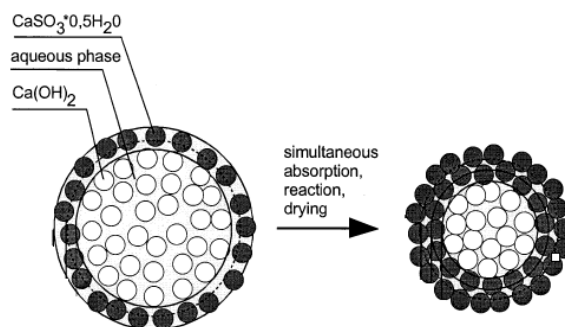


Figura 7 Distribuição dos componentes dentro da partícula^[16].

3.1.4.

Avaliação dos principais parâmetros que afetam a eficiência da etapa de dessulfuração de gases

A seguir serão tratados os principais parâmetros que afetam a etapa de dessulfuração de gases discutidos na literatura. Alguns destes parâmetros serão utilizados para desenvolvimento da rede neural e avaliados quanto a sua coerência com o relato da literatura.

Scala^[1] avaliou variáveis que afetam a eficiência de dessulfuração, logo o consumo específico de cal, sendo: temperatura de entrada dos gases, relação Ca/S e temperatura de aproximação. O experimento foi realizado simulando *SDA* (*spray dryer absorber*) de aço inox AISI 316L cilíndrico, 2.6 metros de altura e volume de 0.27m³ possibilitando um tempo de residência de 12s da gotícula dentro do reator. A Figura 5 a seguir representa o layout da escala piloto desenvolvida.

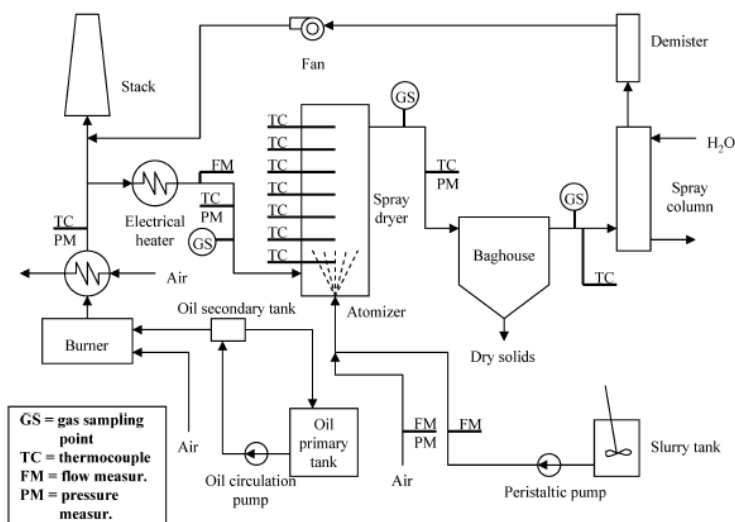


Figura 8 Layout piloto spray dryer absorber (SDA)^[1].

A composição do gás utilizada no teste realizado por Scala^[1] está representada na Tabela 1.

Tabela 1 Propriedades do combustível, adaptado^[1].

N ₂ (% vol)	75-76
CO ₂ (% vol)	9-12
H ₂ O (% vol)	8-10
O ₂ (% vol)	4-8
SO ₂ (% ppmv)	150-400
CO (% ppmv)	400-1000
NO _x (% ppmv)	100-200
SO ₃ (% ppmv)	<20

3.1.4.1.**Efeito da temperatura de aproximação**

A temperatura de aproximação, ou, “*approach to adiabatic saturation temperature*”, *AAST*, é um dos principais parâmetros que afeta a eficiência de dessulfuração e estabilidade de operação^[17]. Valores baixos de *AAST* aumentam, significativamente, a eficiência de dessulfuração. Contudo, valores baixos de *AAST* ocasionaram problemas operacionais como acúmulo de material e aumento de taxa de corrosão^[17, 18].

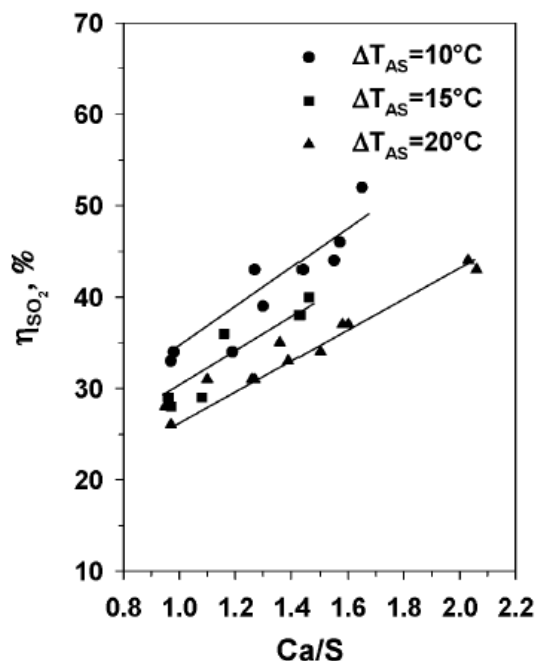


Figura 9 Eficiência de remoção de SO_2 como função da razão Ca/S para diferentes temperaturas de aproximação (AAS^[1]).

As Figuras 9 e 10 revelam que a eficiência de remoção de dióxido de enxofre aumenta com a redução de temperatura de aproximação (AAS^[1]). Segundo Scala^[1] um decréscimo na temperatura de aproximação leva a uma redução na taxa de evaporação, logo aumentando o tempo de vida da gotícula para absorção do $\text{SO}_{2(g)}$, portanto aumentando a eficiência de dessulfuração. Na figura 9 acima percebe-se que o aumento do delta de temperatura de aproximação de 10°C para 20°C reduz a eficiência de dessulfuração de 35% para 25% para uma relação de Ca/S unitária.

Ollero^[19] realizou testes similares a Scala^[1] e avaliou o efeito da alteração da temperatura de aproximação na eficiência de dessulfuração. As condições do teste e os resultados obtidos estão resumidos na Tabela 2 abaixo.

Tabela 2 Dados técnicos da unidade de dessulfuração, adaptado^[19].

Diâmetro do reator (m)	4,6
Altura do reator (m)	7,0
Capacidade do silo de cal (m)	4
Capacidade do <i>slaker</i> (m ³)	0,42
Capacidade da bomba de lama (m ³ /h)	1,5
Consumo de cal (kg/h)	130
Consumo de água (kg/h)	470
Consumo de ar (kg/h)	180
Consumo de energia (kW)	25
Delta de pressão (Pa)	800

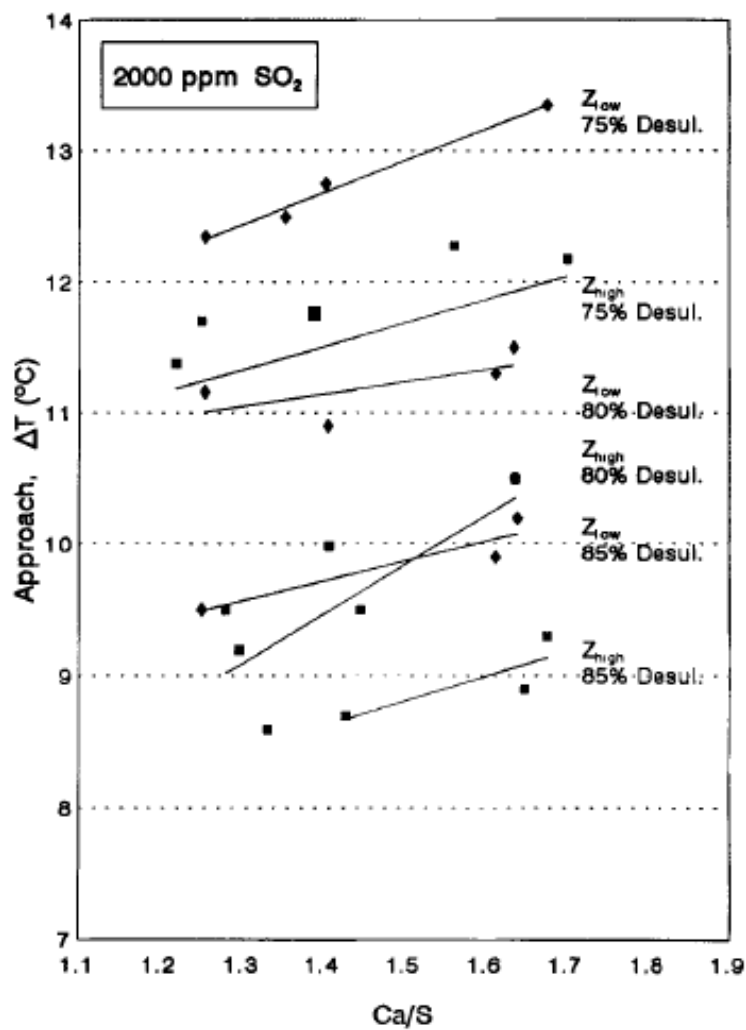


Figura 10 Temperatura de aproximação versus razão Ca/S^[19].

Percebe-se na Figura 10 um aumento de eficiência de dessulfuração de 75% para 85% quando reduzido a temperatura de aproximação de 11°C para 9°C.

Além de Ollero^[19], Scala^[1], Kinzey^[20] também realizou testes indicando o efeito da temperatura de aproximação no rendimento de dessulfuração. A Figura 11 abaixo mostra que o aumento da temperatura de aproximação reduz eficiência de remoção de SO_{2(g)}.

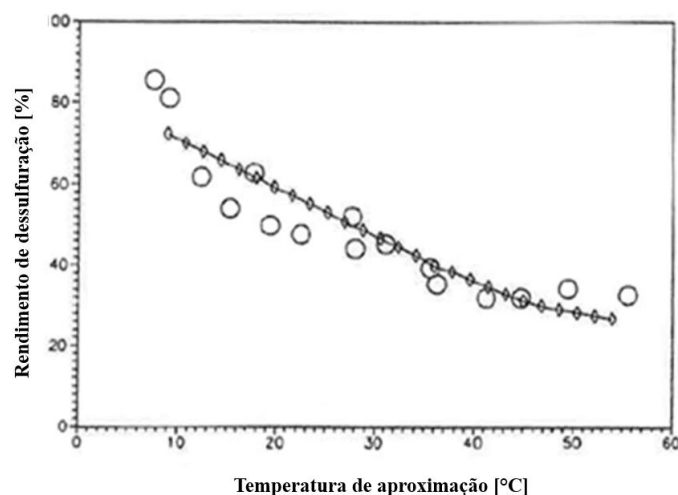


Figura 11 Efeito da temperatura de aproximação, adaptado [20].

3.1.4.2.

Efeito da temperatura de entrada dos gases no SDA

Em plantas de coqueificação do tipo *heat recovery* a temperatura de entrada dos gases no *spray dryer absorber*, SDA, está diretamente relacionada à eficiência das caldeiras de recuperação térmica, ou seja, alta eficiência de recuperação de calor dos gases oriundos dos fornos de coqueria permite temperaturas de trabalho no SDA reduzidas. Hill^[15] e Garea^[21] revelam que a temperatura de entrada dos gases causa redução da eficiência de absorção, pois a taxa de secagem aumenta com a temperatura de entrada e, portanto, o tempo de absorção reduz. A Figura 12 a seguir desenvolvida por Hill^[15] comprova a afirmação acima. Percebe-se que o aumento da temperatura de entrada dos gases no SDA ocasiona a redução da eficiência de dessulfuração.

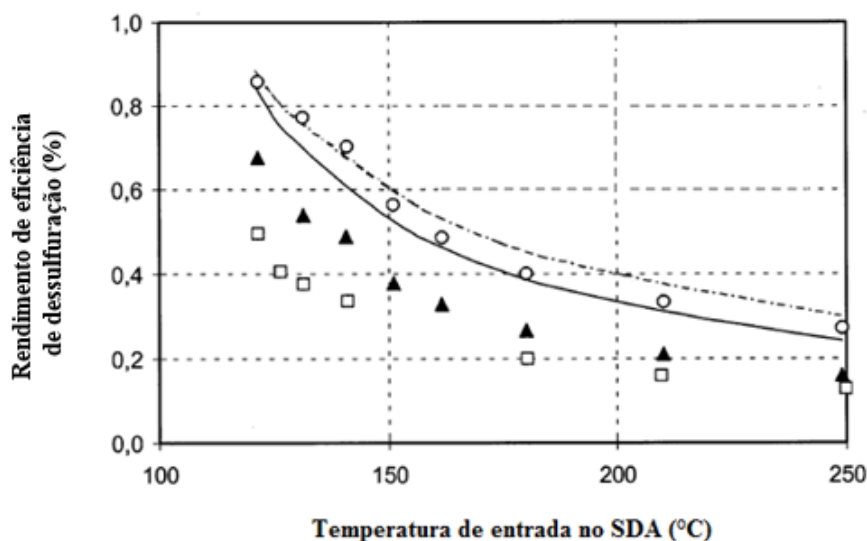


Figura 12 Influência da temperatura de entrada dos gases na eficiência de dessulfuração, adaptado^[15].

3.1.4.3. Efeito da relação Ca/S

Normalmente, para descrever o comportamento de um *SDA*, utiliza-se a relação Ca/S, definida como número de moles de cal por número de mol de SO₂ no gás de entrada. Em artigo por Ollero^[19] está evidenciado que baixas densidades de lama, ou seja, baixa razão Ca/S dentro do *SDA*, forçam o sistema a trabalhar a menores temperaturas de aproximação. Isto indica que em baixas razões de Ca/S a velocidade de dissolução do Ca(OH)₂ pode limitar a reação de absorção do SO₂, logo o processo compensa esta perda de eficiência reduzindo a temperatura de aproximação.

Podemos salientar, também, o estudo de Burnet^[16], Zhang^[14] e Klingspor^[22] e que ressaltaram que o aumento da relação estequiométrica entre a razão de (Ca,Na)/SO₂ aumenta a eficiência de dessulfuração conforme apresentado na Figura 13.

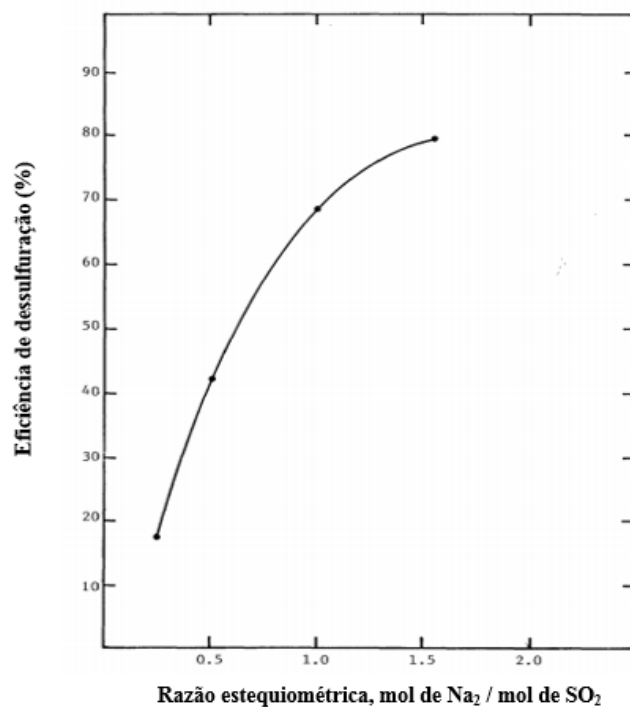


Figura 13 Eficiência de dessulfuração em função da razão estequiométrica sorvente^[16].

A Figura 13 e 14 revela o efeito do aumento de rendimento de dessulfuração com o aumento da razão estequiométrica de Na/S e Ca/S, respectivamente.

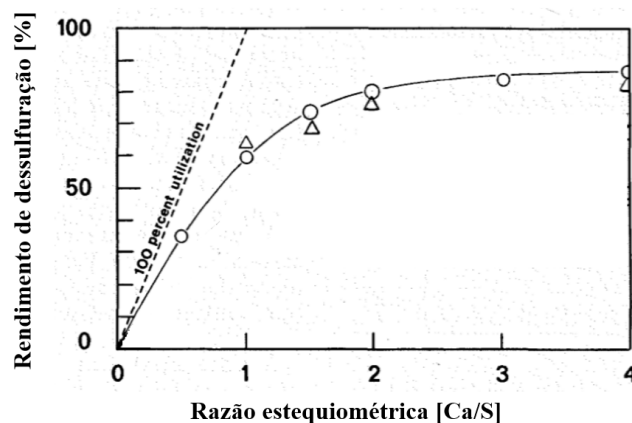


Figura 14 Eficiência de dessulfuração em função da razão estequiométrica sorvente/SO₂^[22].

3.1.4.4.

Efeito do tamanho de partícula

Segundo Scala^[1] o controle do tamanho de partícula do sorvente, Ca(OH)_2 , dispersos na lama cal é importante para a performance da dessulfuração, pois a redução no tamanho de partícula aumenta a superfície de área dos sólidos, logo aumentando a taxa de dissolução da gotícula. A Figura 15 mostra o efeito do diâmetro de partícula na eficiência de dessulfuração. A redução do tamanho de partícula de 4,5 para 2,5 aumenta a eficiência de 30% para 60%.

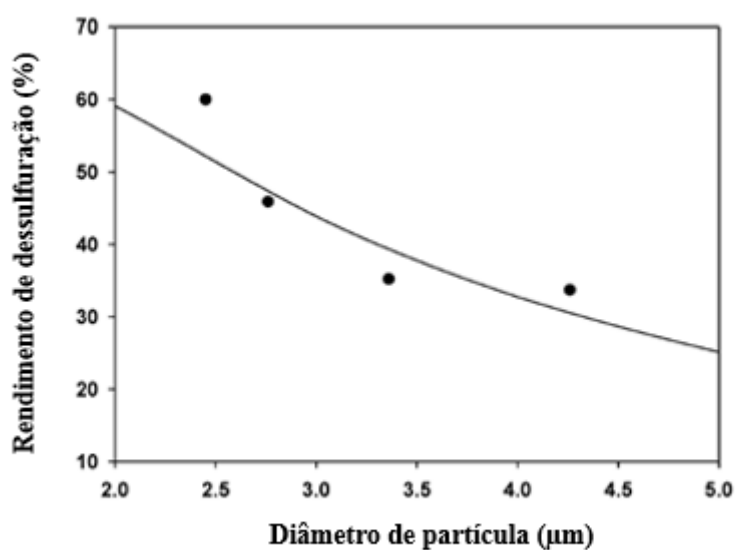


Figura 15 Eficiência de remoção de SO_2 em função do diâmetro de partículas de sorvente na lama de cal^[1].

4

Redes Neurais artificiais

O final da década de 1980 marcou o ressurgimento da área de redes neurais artificiais (RNAs), também conhecidos como connexionismo ou sistemas de processamento paralelo e distribuído. Essa forma de computação não-algorítmica é caracterizada por sistemas que, em algum nível, relembram a estrutura do cérebro humano. Por não ser baseada em regras, a computação neural se constitui em uma alternativa à computação algorítmica convencional^[23].

RNAs são sistemas paralelos distribuídos compostos por unidades de processamento simples (neurônios artificiais) que calculam determinadas funções matemáticas. Tais unidades são dispostas em uma ou mais camadas e interligadas por um grande número de conexões, geralmente unidimensionais. Na maioria dos modelos essas conexões estão associadas a pesos, os quais armazenam o conhecimento adquirido pelo modelo e servem para ponderar a entrada recebida por cada neurônio da rede.^[23]

Em RNAs o procedimento usual passa por uma etapa de aprendizagem, em que exemplos são apresentados à rede, a qual extrai as características necessárias para representar as informações. Essa capacidade de aprender através de exemplos e de generalizações é o principal atrativo para o uso das redes neurais artificiais^[24].

O estabelecimento de uma RNA consiste das seguintes etapas:

- a) coleta de dados, que compõem os conjuntos de padrões de ensaio para treinamento (formação) da rede e teste;
- b) desenvolvimento da topologia da rede;
- c) treinamento;
- d) estabelecimento do desempenho do modelo da RNA, comparando-se a predição (saídas) da rede para padrões não utilizados no treinamento ou teste.

4.1. Neurônios biológicos e neurônios artificiais

As RNAs tentam reproduzir as funções das redes biológicas, buscando implementar seu comportamento funcional e sua dinâmica. No entanto, do ponto de vista fisiológico as redes artificiais em sua forma atual ainda diferem razoavelmente das redes biológicas^[23,25].

Os neurônios biológicos são divididos em três seções: corpo celular, dendritos e axônio. Os dendritos têm a função de receber informações e conduzi-las até o corpo celular para processamento. No axônio novos pulsos são gerados e transmitidos, passando pelo axônio até os dendritos de outros neurônios. O ponto de contato entre o axônio e o dendrito é chamado de sinapse. A Figura 16 ilustra os componentes do neurônio.

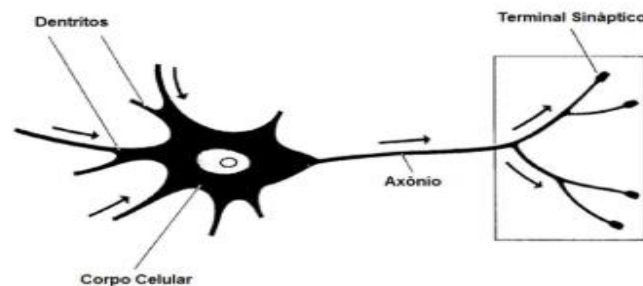


Figura 16 Componentes do neurônio biológico^[23].

Uma vez que a combinação de sinais recebidos dos neurônios anteriores seja acima do limiar de excitação do neurônio, um impulso elétrico é transmitido e propagado através do axônio até o neurônio seguinte.

A representação de um neurônio artificial pode ser interpretada como múltiplas entradas que recebem ativações excitatórias ou inibitórias e caso a excitação seja superior ao limiar o neurônio emite um sinal^[26]. A Figura 17 apresenta um esquema de um neurônio artificial.

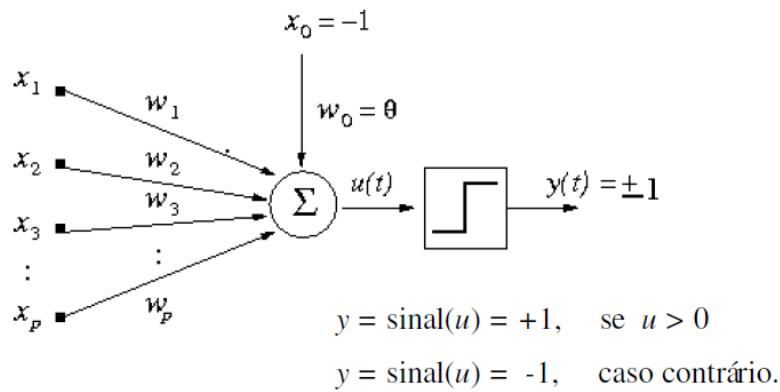


Figura 17 Esquema de unidade de uma RNA^[25].

Na Figura 17 o modelo com “p” sinais entradas (dendritos) recebem os valores X_1, X_2, \dots, X_n (ativações de neurônios anteriores). As sinapses podem ser representadas pelos pesos W_1, W_2, \dots, W_p . Caso o produto da somatória dos pesos com as entradas seja maior que o limiar um sinal é transmitido.

A função de ativação por gerar a saída $y(t)$ do neurônio. A função de ativação da Figura 17 é do tipo degrau, representada na Equação 15.

$$f(u(t)) = \begin{cases} +1, & \sum_{i=1}^n x_i w_i > \theta \\ -1, & \sum_{i=1}^n x_i w_i \leq \theta \end{cases} \quad (11)$$

Se:

$$u(t) = \sum_{i=1}^n x_i w_i - \theta = \sum_{i=1}^n x_i w_i - x_0 w_0 > 0 \quad (12)$$

Então:

$$f(u(t)) = y = +1 \quad (13)$$

Caso contrário:

$$f(u(t)) = y = -1 \quad (14)$$

Existem vários tipos de funções de ativação, as mais comuns são: *Hard Limiter*, *Threshold Logic* e *Sigmoid*.

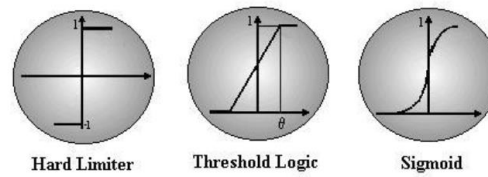


Figura 18 Tipos de função de ativação^[28].

Podemos destacar as seguintes funções de ativação totalmente diferenciáveis:

Função degrau:

$$f(u) = \begin{cases} 1, & \text{se } u \geq 0 \\ 0, & \text{se } u < 0 \end{cases} \quad (15)$$

Função degrau bipolar

$$f(u) = \begin{cases} 1, & \text{se } u \geq 0 \\ -1, & \text{se } u < 0 \end{cases} \quad (16)$$

Função logística

$$f(u) = \frac{1}{(1+e^{-\beta u})} \quad (17)$$

Função tangente hiperbólica

$$f(u) = \frac{(1-e^{-\beta u})}{(1+e^{-\beta u})} \quad (18)$$

Função linear

$$f(u) = u \quad (19)$$

A escolha da função de ativação é considerada, por muitos especialistas, tão importante quanto a arquitetura e o algoritmo de aprendizagem da RNA^[27].

Usualmente as camadas são classificadas em três grupos segundo David^[28]:

- ☐ Camada de Entrada: os padrões são apresentados à rede;
- ☐ Camadas Intermediárias ou Escondidas: é feita a maior parte do processamento, através das conexões ponderadas; podem ser consideradas como extratoras de características;
- ☐ Camada de Saída: onde o resultado final é concluído e apresentado.

Uma rede neural é especificada, principalmente pela sua topologia, pelas características dos nós e pelas regras de treinamento.

4.2. Aprendizado de RNAs

A etapa de aprendizado de uma RNA consiste em um processo iterativo de ajuste de parâmetros da rede, os pesos das conexões. Devemos salientar que o conceito de aprendizado está relacionado com a melhoria do desempenho da rede. Pode-se destacar, por exemplo, o erro quadrático médio, *SOS*; *sum of squares*, como critério de desempenho pelo algoritmo de correção de erros^[28,23].

De maneira geral o peso é dado da seguinte forma:

$$w_i(t + 1) = w(t) + \Delta w(t) \quad (20)$$

Existem diversos algoritmos de aprendizado e suas diferenças estão, basicamente, na forma com $\Delta w(t)$ é calculado.

Nesse contexto existem os seguintes paradigmas de aprendizado^[30]:

1. Aprendizado Supervisionado, quando é utilizado um agente externo que indica à rede a resposta desejada para o padrão de entrada;
2. Aprendizado Não Supervisionado (auto-organização), quando não existe um agente externo indicando a resposta desejada para os padrões de entrada;
3. Reforço, quando um crítico externo avalia a resposta fornecida pela rede;

No aprendizado supervisionado Braga^[23] explica que o aprendizado supervisionado se aplica à pesquisa de mapeamento entre padrões de entrada e de saída. Os exemplos mais conhecidos de algoritmos de aprendizagem supervisionada são a Regra Delta e sua generalização para redes de múltiplas camadas, o algoritmo *Backpropagation*.

Braga^[23] ainda comenta que o exemplo mais típico de aprendizado supervisionado é o de correção de erros: cada padrão da entrada "i" tem a sua saída de rede "yi" comparada com a desejada "y_{desejado}" que fornece informações sobre a direção de ajuste dos pesos. A minimização dessa diferença é incremental buscando minimizar o erro "e" entre essas respostas:

$$e(t) = y_{desejado}(t) - y(t) \quad (21)$$

A forma genérica para a atualização dos pesos por correção de pesos, utilizados pelos algoritmos de aprendizado é representado por:

$$w_i(t+1) = w_i(t) + \eta e(t)x_i(t) \quad (22)$$

Sendo:

$w_i(t)$ = peso de entrada;

η = taxa de aprendizado entre 0 e 1;

$x_i(t)$ = entrada i neurônio;

O resultado final da-se através da minimização da soma dos erros quadráticos das saídas conforme abaixo:

$$\varepsilon^2 = 1/2 \sum_{i=1}^p (y_d^i - y)^2 \quad (23)$$

Silva^[25] e Chagas^[29] dividem as principais arquiteturas de redes em:

- a) redes *feedforward* de camada simples, com uma camada de entrada e uma de saída;
- b) redes *feedforward* de múltiplas camadas, com uma ou mais camadas intermediárias (ou ocultas, ou escondidas);
- c) recorrentes, que possuem pelo menos um laço de realimentação, onde a saída de um neurônio alimenta outro neurônio da mesma camada ou de uma anterior;
- d) reticuladas, onde os sinais de entradas são inseridos em todos os neurônios;

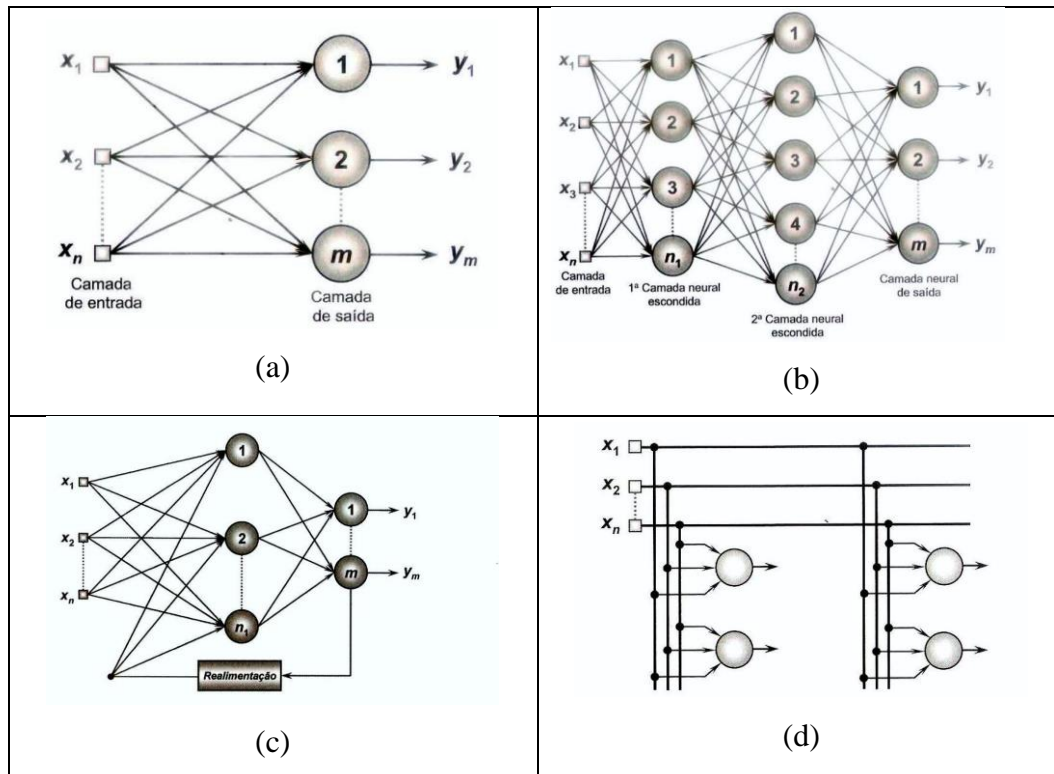


Figura 19 Arquiteturas das redes: (a) *feedforward* de camada simples (b) *feedforward* multicamadas (c) *recorrente* (d) *reticulada*^[25].

Pode-se destacar alguns algoritmos utilizados em software para desenvolvimento de RNA^[25].

Training function: algoritmo utilizado para treinamento de redes neurais.

- *Traingd* = Gradient descent backpropagation.
- *BFGS*. Broyden-Fletcher-Goldfarb-Shanno (BFGS) ou *Quasi-Newton*

Adaption learning function: função utilizada para avaliação da rede neural durante o treinamento.

- *Learngd* = Gradient descent weight/bias learning function.
- *SOS* = sum-of-squares

4.3. Especificação topológica

Segundo Machado^[30] indicações práticas recomendam que o número de dados disponíveis para a fase de treinamento deve ser igual ou maior a cinco vezes o número de neurônios presentes nas camadas centrais da RNA.

Adiciona-se, também, que as variáveis de entrada no modelo devem ser independentes entre si.

No caso de modelos que envolvem o cálculo de mais de uma variável dependente a partir de um mesmo conjunto de variáveis independentes, deve-se analisar duas possibilidades:

1. Uma RNA para o cálculo de cada variável dependente;
2. Uma única RNA para o cálculo simultâneo de todas as variáveis dependentes;

Quanto maior o número total de neurônios nas camadas ocultas, maior a capacidade de aprendizado da RNA. Ocorre também aumento de sua imunidade aos ruídos presentes nos dados^[30].

Deve haver um balanceamento de forma que não falem neurônios para não ocorrer incapacidade de aprendizado e nem excesso de neurônios evitando “memorização” dos dados e perda de capacidade de generalização^[30].

Vago [8] citou em estudos o método desenvolvido por Kolmogorov e Blum que determina o número de neurônios que deve ter a camada escondida seja:

$$N = 2 * n + 1 \quad (24)$$

sendo:

N : quantidade de neurônios das camadas escondidas;

n: número de entradas da RNA;

.

Blum trata do número máximo de neurônios que deve conter essa camada escondida da RNA da seguinte forma:

$$N_{max} = \frac{P}{(10*(n+s))} \quad (25)$$

Sendo:

N_{max} : quantidade máxima de neurônios da camada escondida;

P: número de padrões apresentado ao treinamento/aprendizagem da RNA;

n: número de entradas da RNA;

s: número de saídas da RNA;

Podemos citar também o modelo de Lippmann conforme abaixo^[29].

$$N = n * s + 1 \quad (26)$$

Sendo:

n: número de neurônios de entrada;

s: número de neurônios de saída;

4.4. Análise de sensibilidade

Conhecer as variáveis independentes mais influentes e as de menor efeito sobre determinado(s) parâmetro(s) de um processo, impacta consideravelmente nas diretrizes de investimentos e projetos; bem como na orientação operacional, proporcionando redução de custos e melhoria da eficiência do processo^[24].

A análise da Sensibilidade é feita selecionando-se uma variável independente por vez a partir da RNA treinada que representa o modelo do sistema e acrescentando 5% nos seus valores que substituem o conjunto de valores anteriores usados no treinamento da rede^[29].

Este novo conjunto padrão de entrada é então simulado na RNA já treinada. É feita a diferença aritmética entre os novos valores de saída obtidos na simulação e os valores de saída desejados (seu valor original dos registros).

Em seguida determina-se a média dessas diferenças obtendo-se a sensibilidade média (SENSi) da variável independente.

$$SENSi = \frac{1}{N} \times \sum_{j=1}^n (y_j - d_j) \quad (27)$$

Sendo:

N = número de padrões;

y = valor da saída simulada com a alteração da respectiva entrada “x_i”;

d = valor original da saída do sistema;

A variável que apresentar a maior sensibilidade média apresenta o maior efeito, significância, no processo estudado.

5 Procedimentos experimentais

5.1. Escolha das variáveis

A seleção das variáveis de entrada utilizadas na rede neural foram definidas levando-se em conta sua relevância discutida na revisão da literatura desta dissertação. Além disso, variáveis mapeadas como significativa pela equipe operacional da unidade foram levadas em consideração. A seguir serão destacadas as variáveis utilizadas no desenvolvimento da rede neural.

O parâmetro mais significativo avaliado na revisão da literatura, ou seja, a temperatura de aproximação trata-se da diferença entre a temperatura de ponto de orvalho e temperatura de saída dos gases no *SDA*, parâmetro conhecido, também, como *approach to adiabatic saturation temperature*. A planta, na ocasião de início do projeto, não utilizava este parâmetro de processo, e o controle era realizado pela temperatura de saída dos gases, pois não tinha implantado a medição de temperatura de ponto de orvalho na saída do *SDA*. Logo, a análise será realizada utilizando somente a temperatura de saída dos gases considerando que a variação da temperatura de ponto de orvalho dos gases apresenta pouca variação.

Tabela 3 Variáveis de entrada utilizadas para o desenvolvimento da rede neural.

Variáveis de entrada	Unidade
Temperatura da lama no <i>slaker</i>	°C
Temperatura dos gases de entrada no <i>SDA</i>	°C
Temperatura de saída dos gases no <i>SDA</i>	°C
Concentração de SO ₂ no gás de entrada no <i>SDA</i>	ppm
Concentração de O ₂ na saída da chaminé	%
Opacidade do gás na chaminé	mg/Nm ₃
NO _x chaminé	mg/Nm ₃
Tiragem de entrada no <i>SDA</i>	mbar
Diferencial de pressão no <i>SDA</i>	mbar
Diferencial de pressão no filtro de mangas	mbar
Vazão do gás na chaminé	Nm ₃ /h
Densidade da lama	t/m ³
Temperatura nos <i>hopper</i>	°C
Pressão da vazão de lama na linha para o <i>SDA</i>	Bar

Conforme pode ser observado nas tabelas 3 novas variáveis, além das estudadas na revisão de literatura serão avaliadas. Abaixo destacam-se os significados e importância destes parâmetros.

1. Temperatura da lama no *slaker*: conforme discutido na revisão da literatura a temperatura da lama produzida no *slaker* afeta o tamanho da partícula de sorvente Ca(OH)₂ que por sua vez influencia a eficiência de remoção de enxofre;
2. Temperatura de entrada do gás no *SDA* (*spray dryer absorber*): a temperatura de entrada é controlada na etapa anterior ao processo de desulfuração dos gases, ou seja, durante a etapa de recuperação térmica dos gases oriundos dos fornos de coqueria, neste caso caldeiras de recuperação do tipo *HRSG* (*heat recovery steam generator*). Eficiência

de troca térmica gás e água superiores reduzem a temperatura de entrada dos gases de saída das caldeiras, logo limitando a temperatura do gás de entrada do *SDA*.

3. Temperatura de saída do gás no *SDA*: a temperatura de saída é função da temperatura de entrada do *SDA* e da quantidade de lama de cal e água utilizada no processo de abatimento do SO_2 . Conforme discutido na revisão da literatura o tempo da partícula dentro do *SDA* é crucial para uma boa eficiência de remoção de dióxido de enxofre. Na planta em questão o tempo médio da partícula no reator é de 12 segundos, conforme projeto, e a temperatura média de saída de trabalho entre 110°C e 122°C . Sabe-se que temperaturas baixas aumentam o tempo médio da partícula no reator, pois aumenta a quantidade de água adicionada, contudo aumenta a probabilidade de aglomeração dentro do reator e filtros de mangas podendo ocasionar problemas operacionais e, conseqüentemente, paradas para limpeza.
4. Concentração de SO_2 no gás de entrada no *SDA*: o teor de SO_2 na entrada do *SDA* é função da carga de carvão adicionada nos fornos e o teor de enxofre, ou seja, a concentração de entrada de SO_2 no *SDA* é diretamente proporcional à carga e teor no carvão.
5. Concentração de O_2 no gás da chaminé do *SDA*: a concentração de $\text{O}_2(\text{g})$ na saída da chaminé afeta o resultado de eficiência de dessulfuração, pois a concentração de saída de $\text{SO}_2(\text{g})$ no *SDA* é corrigida pela concentração de $\text{O}_2(\text{g})$ de acordo com a licença operacional. O oxigênio de referência na planta é 7%;
6. Opacidade do gás na chaminé: o material particulado no gás da chaminé é o produto da reação de dessulfuração no *SDA*, ou seja, a cinzas de cal ou *lime ash*. A remoção das cinzas de cal na planta é realizada por filtros de mangas.

7. Concentração do composto NO_x na chaminé: os valores de gases nitrogenados também são avaliados na unidade, e apesar de não existir um sistema de controle para reduzi-lo, existe um máximo na licença operacional. O objetivo é verificar se existe algum impacto desta variável no resultado de consumo de cal.
8. Tiragem de entrada do *SDA*: a tiragem de entrada no *SDA* aumenta a vazão de gás para tratamento. Além disso, a tiragem também controla o processo de troca térmica dentro das caldeiras, afetando a temperatura do gás de entrada do *SDA*;
9. Diferencial de pressão no *SDA*: o diferencial de pressão no *SDA* é a diferença de pressão do gás na entrada e saída do *SDA*. Valores altos de ΔP indicam obstrução na tubulação do *SDA*, logo aumentando incrustação e corrosão no equipamento que podem levar a paradas longas de planta para limpeza e troca de chaparia por perda de corrosão. A formação de incrustação no *SDA* reduz a sua capacidade de tratamento dos gases podendo reduzir a eficiência de remoção de dióxido de enxofre significativamente;
10. Diferencial de pressão no filtro de mangas: o parâmetro diferencial de pressão no filtro de mangas, *fabric filter*, é a diferença entre as pressões de entrada e saída dos gases dos compartimentos. Sabe-se que em torno de 20% da reação de dessulfuração ainda ocorre no *fabric filter* devido ao contato do gás e as cinzas de cal encorpada ao longo da superfície da manga, pois parte das cinzas da cal, em torno de 30%, contem hidróxido de cálcio não reagido. Valores altos de ΔP no *fabric filter* tendem a melhorar a eficiência de dessulfuração, contudo a longo prazo degrada a estrutura da manga podendo ocasionar furos gerando emissão atmosférica. Além disso, altos valores de ΔP aumentam o consumo de energia dos exaustores das plantas, pois exigem maior força para arraste dos gases;

11. Vazão chaminé: a vazão de gases na chaminé principal da planta está atrelada à quantidade de gás gerados nos fornos e possíveis entradas de ar falso em tubulações e equipamentos durante o percurso. A vazão na chaminé também é função da carga de carvão alimentado no forno.
12. Densidade da lama: o parâmetro de densidade da lama pode ser interpretado, indiretamente, como a relação Ca/S discutida na revisão da literatura. Desta forma, densidades superiores estão relacionadas às concentrações maiores de sorvente $\text{Ca}(\text{OH})_2$ beneficiando a reação de dessulfuração;
13. Temperatura no *hopper*: os *hopper* são compartimentos para armazenar as cinzas de cal após o sistema de limpeza *pulse jet* liberar das mangas. Situações de temperatura altas nestes compartimentos indicam nível alto, ou seja, geração elevada de cinzas e/ou problemas no sistema de transporte de cinzas de cal.
14. Pressão de lama na linha do *SDA*: o transporte da lama produzida nos *slaker* é realizado por bombas que ligam os tanques de armazenagem de lama de cal aos atomizadores. A lama de cal deve chegar à determinada pressão nos bicos dos atomizadores para que ocorra uma boa aspersão da lama. O histórico da operação indica 2,5 [bar] como pressão adequada.

As variáveis de saída consideradas no modelo desenvolvido pela rede neural foram:

Tabela 4 Variáveis de saída utilizadas no desenvolvimento da RNA.

Variáveis de saída	Unidade
Consumo específico de cal	[ton de cal / ton S abatido]
Concentração de SO ₂ na saída do SDA	[mg/Nm ³]

As variáveis de saída escolhidas acima são significativas para o processo, pois o consumo específico de cal está atrelado à compra de cal, insumo com impacto financeiro considerável e a concentração de SO₂ de saída vinculado às normas ambientais.

Destaca-se que para o consumo específico de cal foi utilizado o balanço de enxofre da planta, ou seja, o total abatido é a diferença entre a massa de enxofre enforado via carvão e a massa de enxofre desenforado via coque. O total de cal consumida é a diferença entre a concentração de entrada e saída multiplicada pelas vazões na chaminé.

5.2. Coleta de dados

Os dados foram coletados do sistema de armazenamento de informações da planta *PI-System* entre os períodos de Jan/2016 e Jun/2019. Em virtude da metodologia de redes neurais não sofrer interferências de ruídos, não foi realizada nenhuma organização prévia dos dados iniciais para casos, como: paradas de planta e/ou falhas em instrumentos, por exemplo, A tabela 5 mostra a estatística do banco de dados utilizados para o desenvolvimento da rede neural.

Tabela 5 Banco de dados utilizados para construção da rede neural.

Parâmetro de processo	Mínimo	Máximo	Média	Desvio Padrão
Temperatura de lama do <i>slaker</i> (°C)	56,64	82,11	73,39	6,02
Temperatura de entrada dos gases no <i>SDA</i> (°C)	174,35	200,56	190,04	4,22
Temperatura de saída dos gases no <i>SDA</i> (°C)	96,94	122,93	115,17	6,37
Concentração de SO ₂ nos gases de entrada do <i>SDA</i> (ppm)	200,37	579,01	359,22	62,71
Concentração de O ₂ na saída dos gases do <i>SDA</i> (%)	8,57	11,59	9,95	0,57
Opacidade dos gases na chaminé (mg/Nm ³)	2,09	37,33	16,72	9,90
NO _x nos gases na chaminé (mg/Nm ³)	78,90	167,22	116,80	17,29
Tiragem de entrada <i>SDA</i> (mbar)	-19,48	-12,76	-18,22	1,45
Diferencial de pressão do <i>SDA</i> (mbar)	12,00	35,89	20,47	5,19
Diferencial de pressão no filtro de mangas (mbar)	12,28	31,44	20,42	3,42
Vazão de gás na chaminé (Nm ³ /h)	1,06 x10 ⁶	1,90 x10 ⁶	1,38 x10 ⁶	1,18 x10 ⁶
Densidade da lama (t/m ³)	1,04	1,13	1,10	0,02
Temperatura no hopper °C	61,09	92,06	80,89	6,52
Pressão linha para o <i>SDA</i> [bar]	0,64	2,96	2,46	0,31
Consumo específico de cal (tcal/tS abatido)	3,00	8,90	5,05	1,27
Concentração de SO ₂ na saída dos gases (ppm)	111,44	174,07	132,35	8,86

5.3. Arquitetura da rede neural

É necessário definir o número mínimo e máximo de neurônios na camada escondida da rede neural de forma a impedir memorização e obter a melhor capacidade de generalização conforme discutido na revisão da literatura. A função de transferência escolhida dá-se pelo valor do coeficiente de correlação na etapa de treinamento.

5.3.1. Número de neurônios

O número de neurônio mínimos e máximos na camada intermediária da rede neural foi obtido de acordo com as Equações 28 e 29. A metodologia está descrita na revisão da literatura.

$$N = 2 * n + 1 = 2 * 14 + 1 = 29 \quad (28)$$

$$N_{max} = \frac{P}{(10*(n+s))} = \frac{663}{(10*(14+1))} = 5 \quad (29)$$

Os valores obtidos acima foram utilizados como base para desenvolvimento da arquitetura da rede neural.

5.3.2. Definição das funções de transferências

Para determinar as funções de transferência da camada de entrada e da camada de saída foram avaliadas 20 RNAs permutando as funções identidade, tangente hiperbólica, logística e exponencial. A escolha da função de transferência utilizou como base a correlação obtida na etapa de treinamento da rede neural descritas nos resultados. Os dados utilizados na etapa de treinamento não são utilizados para desenvolvimento da rede neural.

5.3.3. Normalização e desnormalização das variáveis

Durante o processamento da RNA na planilha de Excel as variáveis de entrada são normalizadas de modo a evitar problemas numéricos durante a fase de treinamento além de melhorar o desempenho do algoritmo.

A desnormalização das variáveis de saída faz-se necessária e deverá ter variações máximas e mínimas em conformidade com os padrões de saída utilizados para treinar a RNA.

As equações normalização dos dados de entrada foram realizadas segundo as Equações (30) e (31) descritas a seguir.

$$Norm_input_i = \frac{(input_i - min_input_i)}{(max_input_i - min_input_i)} \quad (30)$$

Sendo:

max = 1: desvio máximo que a variável de entrada pode assumir;

min = 0: desvio mínimo que a variável pode assumir;

max_input_i: valor máximo do conjunto de dados de uma variável de entrada i;

min_input_i: valor mínimo do conjunto de dados de uma variável de entrada i;

Norm_input_i: valor da variável de entrada normalizada i;

input_i = variável de entrada independente i;

$$DeNorm_output_i = [Norm_output_i \times (max_target_i - min_target_i)] + min_target_i \quad (31)$$

Sendo:

max_target_i: valor máximo do conjunto de dados de uma variável de saída i;

min_target_i: valor mínimo do conjunto de dados de uma variável de saída i;

Norm_output_i: valor da variável de saída normalizada i;

DeNorm_output_i = variável de saída (dependente) desnormalizada;

6

Resultados e discussão

6.1.

Escolha da RNA

O desempenho de cada modelo obtido é medido pelo erro valor do erro obtido durante a fase de treinamento. A Tabela 6 apresenta os valores encontrados. O banco de dados inserido no software é dividido em três subconjuntos, 70% dos dados para treinamento, 15% para a fase de validação e 15 % para o teste.

O objetivo deste trabalho é identificar quais as variáveis que apresentam maior impacto no consumo específico de cal na unidade e fornecer ao site o desenvolvimento do modelo de RNA em formato de planilha em Excel para manuseio podendo avaliar diferentes casos em função das variáveis.

Os valores de pesos obtidos pelo software foram utilizados na planilha em Excel e estão descritos no anexo deste trabalho. A rede neural desenvolvida em Excel utiliza, também, as funções de transferência escolhida.

Tabela 6 Desempenho do grupo de treinamento das RNAs.

#	R NA	Correlação			Erro		
		Etapa treina- mento	Etapa teste	Etapa de va- lida- ção	Etapa de trei- na- mento	Etapa teste	Etapa valida- ção
1	<i>MLP</i> 14-9-2	0,9199	0,8645	0,8429	2,9045	7,0998	3,4782
2	<i>MLP</i> 14-8- 2	0,9455	0,8787	0,8664	2,0894	6,4234	2,8280
3	<i>MLP</i> 14-19- 2	0,9459	0,8818	0,8925	1,8131	5,6629	2,8195
4	<i>MLP</i> 14-14- 2	0,9454	0,8702	0,8917	2,1614	9,0783	6,1938
5	<i>MLP</i> 14-19- 2	0,9479	0,8737	0,8743	1,9873	6,0721	3,1909

Tabela 7 Funções de transferências dos grupos de treinamento.

#	RNA	Funções de transferências	
		Camada Escon- dida	Camada inter- mediária
1	<i>MLP</i> 14-9-2	Logística	Logística
2	<i>MLP</i> 14-8-2	Exponencial	Exponencial
3	<i>MLP</i> 14-19-2	Tan. Hiperbólica	Logística
4	<i>MLP</i> 14-14-2	Exponencial	Exponencial
5	<i>MLP</i> 14-19-2	Exponencial	Logística

O algoritmo de treinamento utilizado para a construção do modelo de através de rede neural foi o *BFGS Broyden-Fletcher-Goldfarb-Shanno* e o erro foi avaliado pela soma dos quadrados, *SOS sum-of-squares* descrito na revisão da literatura.

A partir dos resultados descritos na tabela 6 optou-se por utilizar o caso 3, visto que o erro na etapa de validação foi o mais baixo e a correlação na etapa de treinamento mais alto entre o conjunto obtido. Desta forma, utiliza-se a RNA com arquitetura *MLP 14-19-2* com função de transferência tangente hiperbólica na camada intermediária e logística na camada de saída.

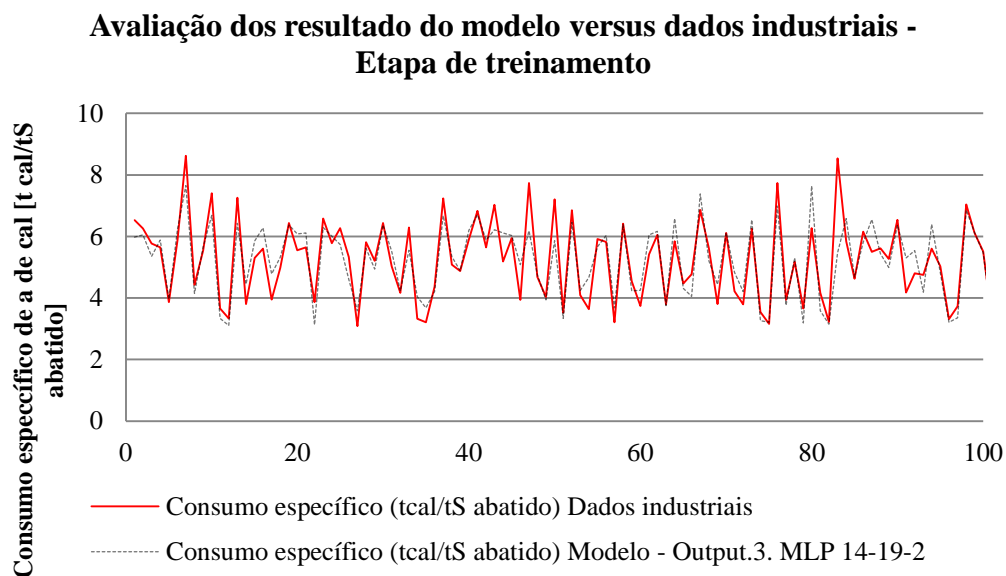


Figura 20 Comparação resultados obtidos pela rede neural e dados industriais para consumo específico de cal na etapa de treinamento.

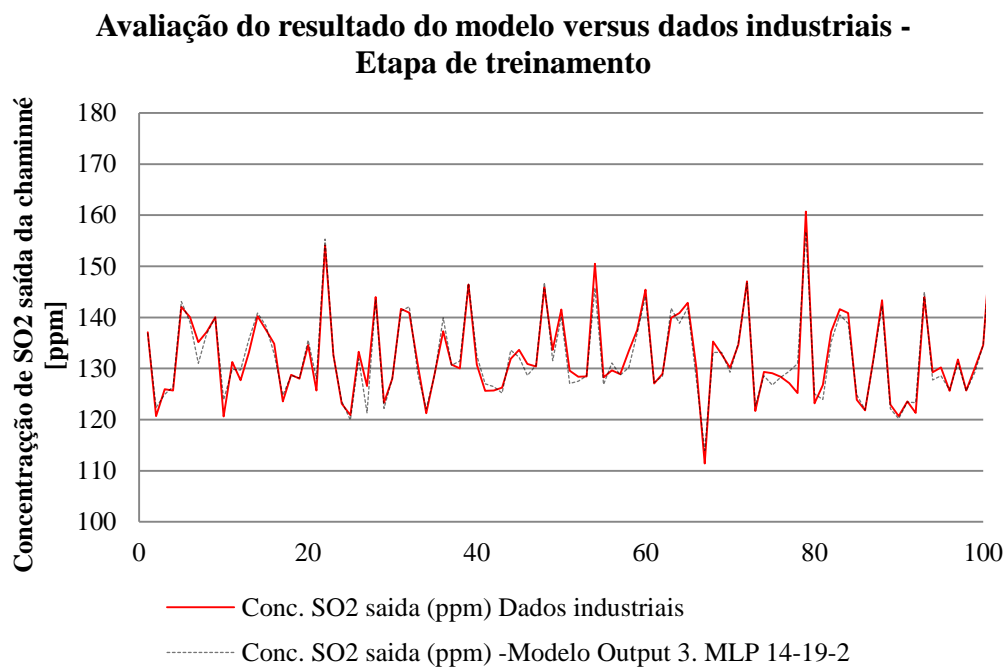


Figura 21 Comparação resultados obtidos pela rede neural e dados industriais para concentração de SO₂ na chaminé na etapa de treinamento.

6.2. Avaliação do modelo

Uma vez realizada a desnormalização das variáveis de saída pode-se comparar os resultados obtidos da rede neural com arquitetura *MLP* 14-19-2 escolhida e os dados industriais inseridos no início da construção do modelo. Nas Figuras 22 e 23 é realizada uma comparação entre os resultados obtidos pelo modelo da rede neural e os dados industriais. A comparação é realizada com dados não utilizados na construção do modelo.

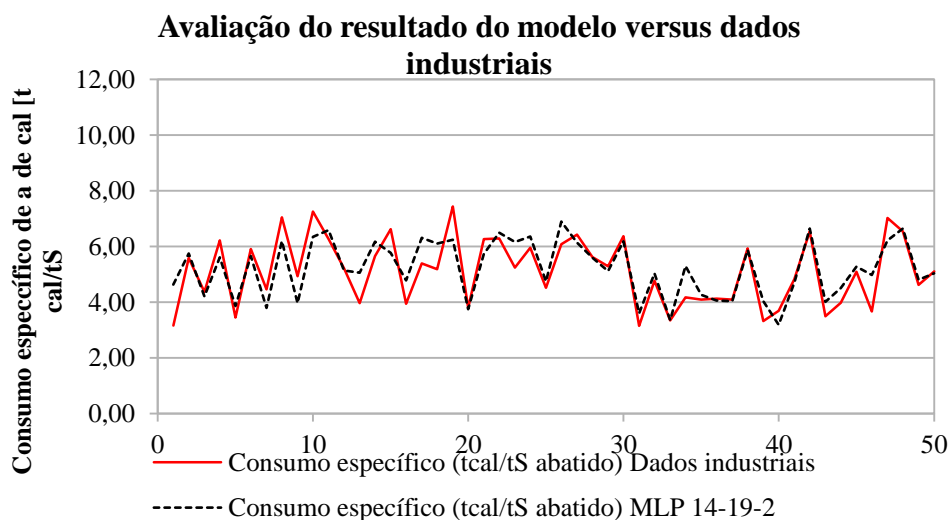


Figura 22 Comparação resultados obtidos pela rede neural e dados industriais para consumo específico de cal.

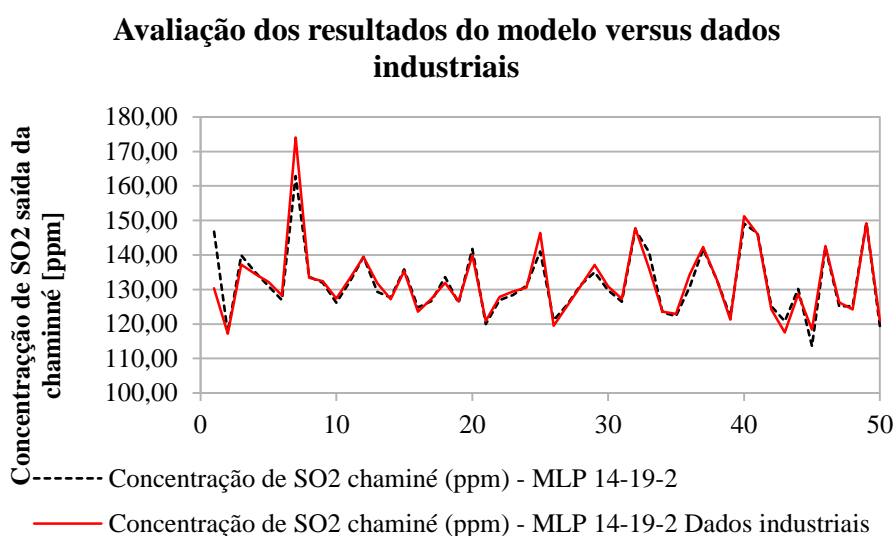


Figura 23 Comparação resultados obtidos pela rede neural e dados industriais para concentração de SO₂ na chaminé.

As Figuras 22 e 23 apresentaram boa convergência com os dados industriais e os obtidos pela rede neural. O modelo escolhido também foi avaliado pela análise dos resíduos. As Figuras 24 e 25 apresentam valores reduzidos de medianas e variabilidade dos resíduos, indicando boa convergência.

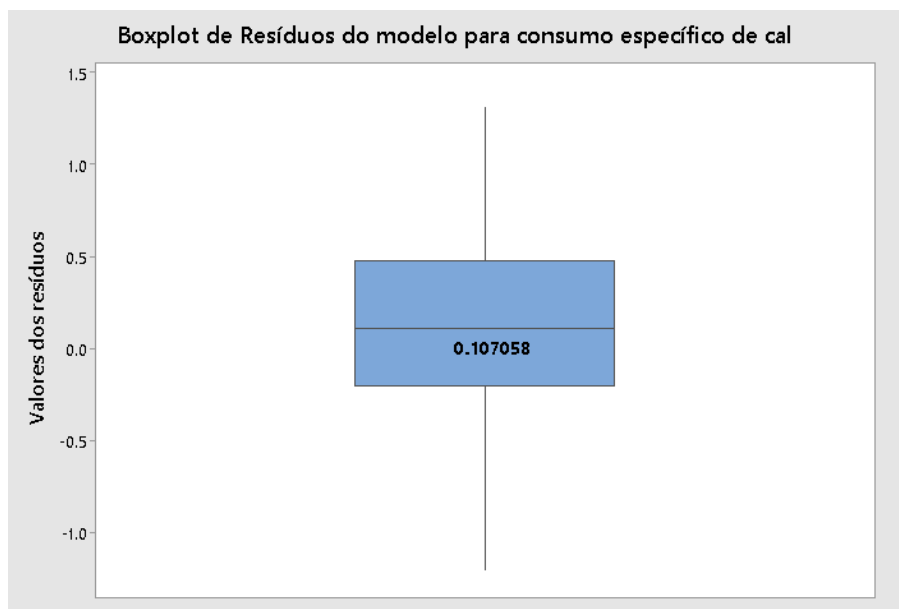


Figura 24 *Box plot* dos resíduos do modelo de consumo específico de cal

Fonte: Minitab.

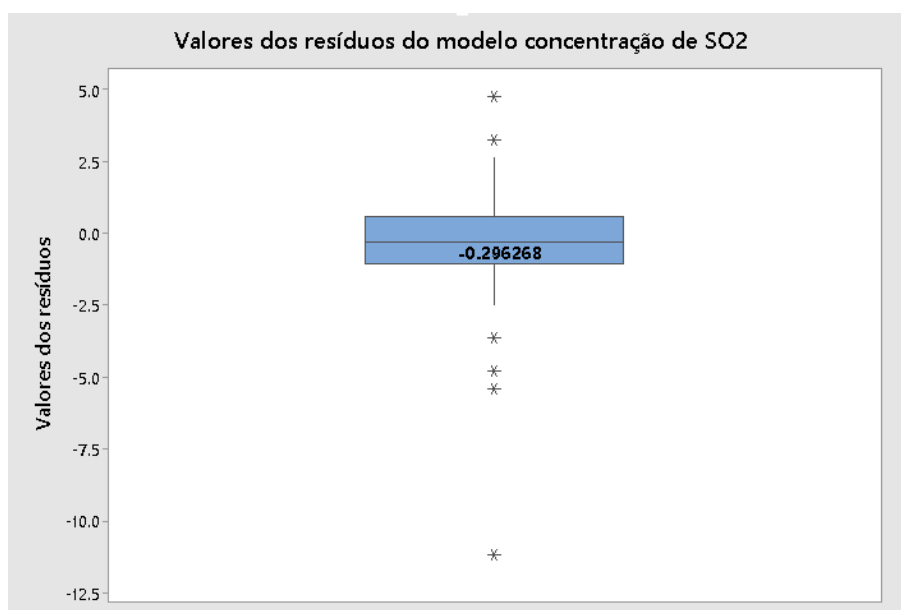


Figura 25 *Box plot* dos resíduos do modelo de concentração de SO₂

Fonte Minitab.

Nas Figuras 26 e 27, cujos dados referem-se à etapa de teste da rede neural, foram avaliadas as correlações obtidas dos dados na etapa de teste e também demonstram que o modelo apresenta boa concordância com os dados industriais.

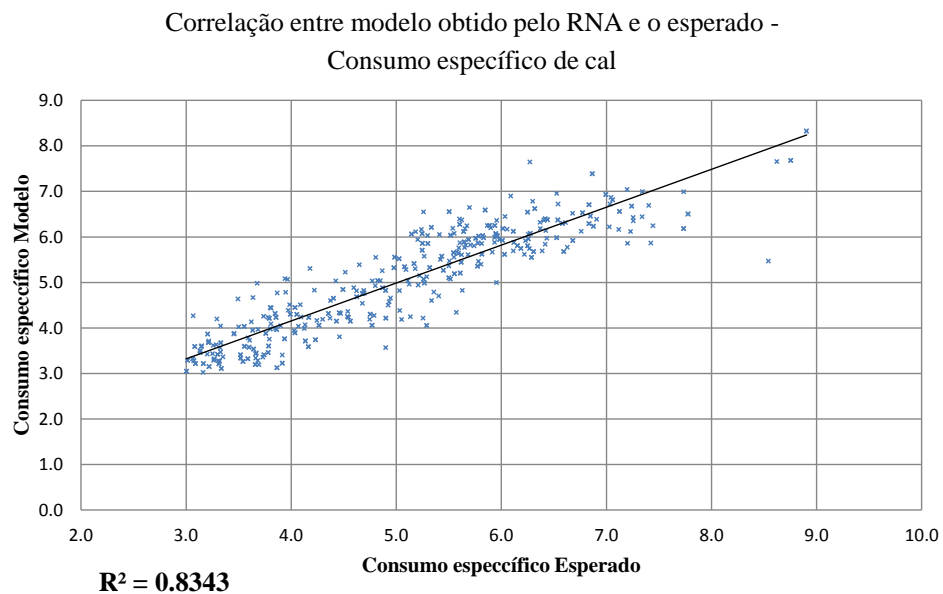


Figura 26 Correlação entre modelo e esperado para consumo específico de cal durante fase de teste.

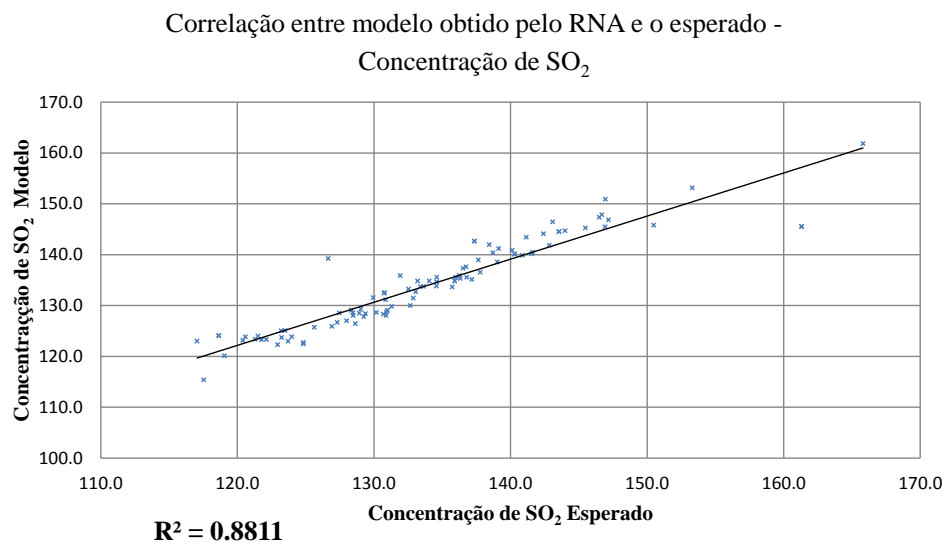


Figura 27 Correlação entre modelo e esperado para concentração de SO_2 na chaminé durante a fase de teste.

6.3. Análise de sensibilidade

Os resultados da análise de sensibilidade para a variável de saída de consumo específico de cal são descritos na Tabela 8 e na Figura 28. A análise de sensibilidade foi desenvolvida conforme descrito na revisão da literatura.

Tabela 8 Análise de sensibilidade da variável de saída de consumo específico de cal.

Variável	Somatória da diferença	Somatória da diferença (absoluto)	% significância
Temperatura do gás de saída <i>SDA</i>	1,64	1,64	34%
Temperatura de entrada no <i>SDA</i>	-1,14	1,14	-24%
Concentração de O ₂ (g) na chaminé	0,55	0,55	11%
Densidade da lama de cal	-0,51	0,51	-11%
Temperatura no hopper	0,25	0,25	5%
Tiragem de entrada no <i>SDA</i>	-0,20	0,20	-4%
Diferencial de pressão no filtro de mangas	0,12	0,12	3%
Concentração de NO _x na chaminé	-0,10	0,10	-2%
Temperatura de lama no <i>slaker</i>	0,10	0,10	2%
Concentração de SO ₂ no gás de entrada no <i>SDA</i>	-0,09	0,09	-2%
Diferencial de pressão no <i>SDA</i>	0,05	0,05	1%
Vazão de gás na chaminé	-0,04	0,04	-1%
Pressão de lama de cal na linha para <i>SDA</i>	-0,03	0,03	-1%
Opacidade do gás na chaminé	0,02	0,02	0%

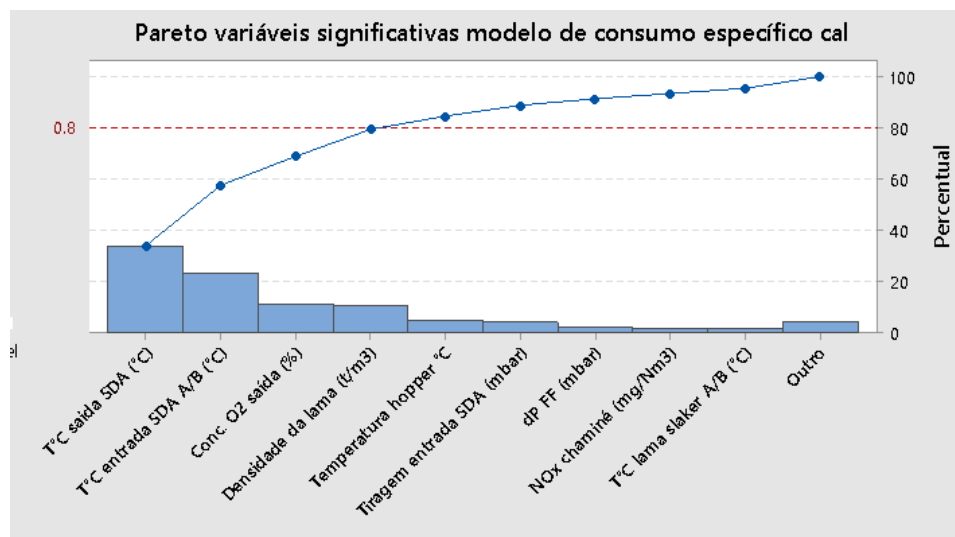


Figura 28 Pareto avaliação das variáveis mais significativas para modelo de previsão de consumo de cal Fonte: Minitab.

A análise da Figura 28 revela que 80% do consumo de específico de cal é justificado pela variável de temperatura de entrada e saída dos gases no *DAS*, concentração de O_2 na chaminé e densidade de lama. Além disso, a Tabela 8 indica que os parâmetros de temperatura de saída e concentração de O_2 na chaminé são diretamente proporcionais ao Consumo específico de cal, o contrário da temperatura de entrada do *DAS* e densidade da lama.

Neste ponto é importante destacar que a o parâmetro de temperatura de saída do *DAS* comprovou ser o mais relevante para o consumo de específico de lama de cal, conclusão também identificada na revisão da literatura. Todavia a redução da temperatura de saída do *DAS* para redução do Consumo específico de cal possui um limite inferior, sendo este a taxa de aglomeração nas paredes e dutos do *DAS*. Conforme discutido anteriormente temperaturas baixas de saída dos gases do *DAS* aumentam o tempo de secagem da partícula, aumentando o tempo da gotícula dentro do reator e melhorando a eficiência de dessulfuração, contudo ao custo de aumento de taxa de aglomeração devido a maior umidade de cinzas de cal. Desta forma, é importante controlar a temperatura de saída dos gases do *DAS* em função da umidade das cinzas obtidas, sendo esta menor que 1%.

A concentração de $O_2(g)$ também demonstrou apresentar efeito significativo no consumo de lama, visto correção do consumo específico de cal no *DAS* pelo

nível de $O_2(g)$ na chaminé, desta forma a recomendação é vedar a planta da maneira mais eficiente possível, evitando entradas de ar falso.

Os parâmetros de temperatura de entrada do *DAS* é função da eficiência de troca térmica nas caldeiras e, conforme demonstrado este parâmetro é inversamente proporcional ao Consumo específico de cal, ou seja, temperaturas baixas aumentam o Consumo específico de cal. Contudo, os resultados são conflitantes, pois o objetivo da caldeira é reduzir ao máximo a temperatura dos gases visando geração máxima de vapor e, conseqüentemente, geração de energia elétrica. Desta forma, trata-se de uma variável sem opção de gestão.

A densidade da lama também mostrou ser inversamente proporcional ao consumo específico de lama, ou seja, densidades elevadas reduzem o consumo específico de cal. A explicação está no aumento da relação Ca/S que beneficia a reação de dessulfuração conforme discutido na revisão da literatura. Logo, é importante operar com densidades elevadas para reduzir o consumo específico de cal.

A análise de sensibilidade da variável de saída de concentração de SO_2 na chaminé esta apresentada na Tabela 9 e Figura 29.

Tabela 9 Análise de sensibilidade da variável de saída de concentração de SO₂ na chaminé.

Variável	Somatória da diferença	Somatória da diferença (absoluto)	% significância
Concentração de O ₂ na chaminé	-11.47	11.47	-35%
Temperatura de entrada do gás no <i>SDA</i>	7.72	7.72	24%
Densidade da lama	6.20	6.20	19%
Temperatura de saída do gás no <i>SDA</i>	-2.33	2.33	-7%
Tiragem de entrada no <i>SDA</i>	1.48	1.48	5%
Temperatura no <i>hopper</i>	-1.09	1.09	-3%
Vazão de gás na chaminé	-0.96	0.96	-3%
Diferencial de pressão no filtro de mangas	0.56	0.56	2%
Temperatura da lama no <i>slaker</i>	-0.30	0.30	-1%
Concentração de NO _x na chaminé	0.23	0.23	1%
Diferencial de pressão no <i>SDA</i>	-0.11	0.11	0%
Pressão na linha para o <i>SDA</i>	-0.10	0.10	0%
Concentração de SO ₂ no gás de entrada no <i>SDA</i>	0.09	0.09	0%
Opacidade do gás na chaminé	0.05	0.05	0%

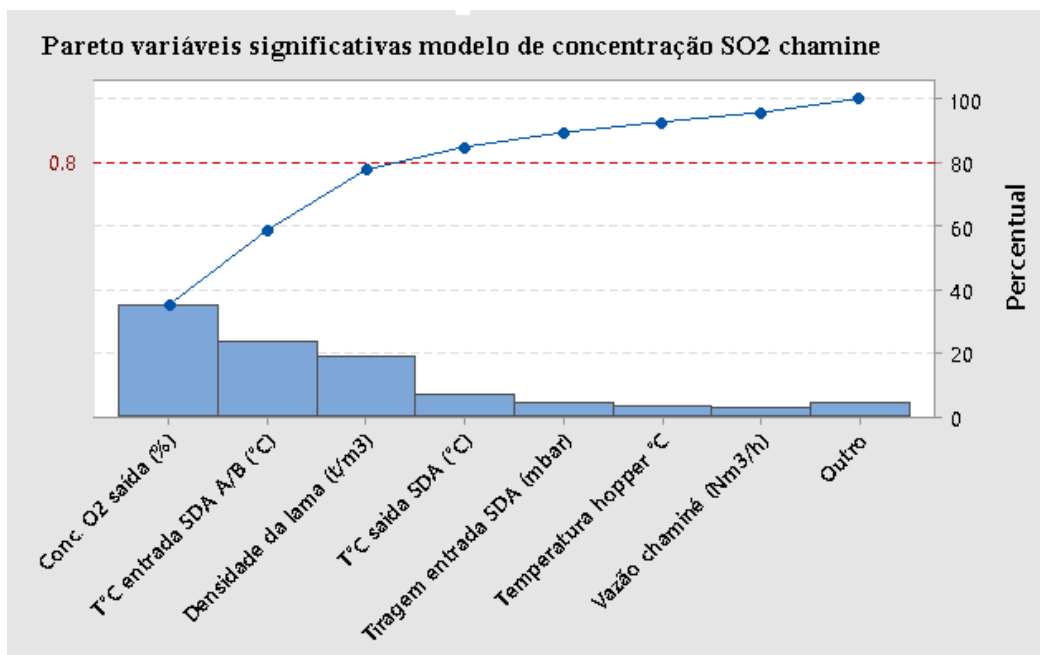


Figura 29 Pareto avaliação das variáveis mais significativas para modelo previsão concentração de SO₂ na chaminé Fonte: Minitab.

A análise de significância para a variável de concentração de SO₂ na saída chaminé identificou os parâmetros de concentração de O₂ na saída, temperatura de entrada no *DAS* e densidade da lama como significativo pelo princípio 80/20.

A variável de concentração de O₂ na chaminé é inversamente proporcional à concentração de SO₂ na saída da chaminé, ou seja, o aumento da concentração de oxigênio reduz a concentração de dióxido de enxofre na chaminé. Contudo, a explicação está no fato da correção de SO_{2(g)} na LO pela concentração O_{2(g)}, visto que a eficiência de dessulfuração deve ser aumentada para compensar teores mais altos de oxigênio, reduzindo os teores de SO₂ real na chaminé.

Os parâmetros de temperatura de entrada no *DAS* e densidade da lama são diretamente proporcionais à concentração de SO_{2(g)} na saída da chaminé, portanto as situações de concentração de dióxido de enxofre elevadas ocorrem em momentos em que a temperatura de entrada do gás está alta e exigem concentrações de lama superiores para abater o SO_{2(g)}. O mesmo acontece quando a operação trabalha a temperaturas de saída de gás mais elevadas cujos momentos ocorrem também com situações de concentração de saída do gás mais reduzida.

6.4. Planilha de simulação de casos

Foi desenvolvida uma planilha a partir dos pesos obtidos pela rede neural desenvolvida com arquitetura *MLP* 14-19-2 em que se utilizou o algoritmo de treinamento *BFGS* e função de correção de erros *SOS* cujas funções de transferência utilizada na camada intermediária e de saída foram tangente hiperbólica e logística, respectivamente.

A partir da planilha desenvolvida é possível fazer previsões e simular casos alterando os valores dos parâmetros respeitando os limites mínimos e máximos para os mesmos. O uso da planilha eletrônica facilita a utilização e acompanhamento de previsões e simulações sem a necessidade de utilizar softwares.

Figura 30 Modelo de consumo específico de cal desenvolvido através de rede neural *MLP* 14-19-2 Fonte Autoral.

Modelo Consumo específico de cal														
Adaption Learning function: BFGS														
Performace function (erro): MSE														
Arquitetura da rede neural de Rede Neural														
Neurônios de entrada = 14														
Neurônios camada intermediária = 19														
Neurônios saída = 2														
	X1	X2	X3	X4	X5	X6	X7	X8	X9	X10	X11	X12	X13	X14
Limite Inferior	56.7	174.3	96.9	200.4	8.6	2.1	81.6	-19.5	12.0	12.3	1059658.3	1.0	61.1	0.6
Limite Superior	82.1	200.6	122.7	579.0	11.6	37.3	167.2	-12.8	35.9	31.4	1695162.7	1.1	92.1	3.0
Usuário: utilizar no máximo 100 variáveis														
ENTRADA	T°C lkm slaker A/B (°C)	T°C entrada SDA A/B (°C)	T°C saída SDA (°C)	Conc. SO2 entrada (ppm)	Conc. O2 saída (%)	Opacidade e (mg/Nm3)	NOx chumimé (mg/Nm3)	Tiragem entrada SDA (mbar)	dP SDA (mbar)	dP FF (mbar)	Vazio chumimé (Nm3/h)	Densidad e da luma (t/m3)	Temperatura hopper °C	Pressão linha SDA [bar]
1	67.2	186.9	99.8	425.0	10.1	33.2	140.8	-16.7	21.9	20.6	1456956.3	1.1	67.0	2.5
2	79.3	187.1	118.4	291.0	11.1	9.0	100.9	-19.0	16.7	19.6	1231011.6	1.1	82.4	2.6
3	72.1	184.8	110.8	407.7	9.5	9.0	107.1	-18.9	13.3	16.2	1314521.7	1.1	83.5	1.9
4	81.4	193.6	115.9	389.5	9.8	9.3	86.0	-19.2	20.3	22.2	1320717.5	1.1	82.5	2.6
5	69.3	193.7	113.6	322.9	9.9	30.6	137.8	-17.7	25.4	17.6	1424129.6	1.1	84.4	1.8
6	74.8	188.1	120.6	271.3	10.2	7.9	90.9	-19.0	14.1	17.8	1169471.5	1.1	87.0	2.6
7	63.6	199.2	117.8	579.0	8.6	9.1	114.5	-19.0	12.1	18.9	1364398.4	1.0	78.2	2.0
8	81.0	193.3	119.2	343.9	9.8	8.9	96.9	-18.9	19.0	25.3	1286948.3	1.1	83.3	2.7
9	70.0	194.3	114.5	340.9	10.0	10.0	107.7	-19.0	15.2	19.6	1421380.9	1.1	85.0	2.6
10	76.3	193.4	122.1	282.3	10.4	9.5	136.4	-18.9	16.0	19.7	1571825.5	1.1	89.4	2.6

7 Conclusão

A utilização de redes neurais artificiais mostrou ser uma importante ferramenta para modelagem matemática. O modelo desenvolvido com a ferramenta resultou em uma rede neural com arquitetura *MLP* 14-19-2 e função de transferência tangente hiperbólica na camada intermediária e função logística na camada de saída e apresentou equiparação com os dados industriais de consumo específico de cal.

A análise de sensibilidade do modelo desenvolvido em planilha Excel para o consumo específico de cal indicou que as variáveis que afetam significativamente o parâmetro pela regra 80/20 são: temperatura de entrada dos gases no *SDA*, temperatura de saída dos gases no *SDA*, concentração de O_2 no gás na chaminé e densidade de lama. O resultado da análise apresenta coerência com a literatura e correlação satisfatória, portanto validando os resultados.

Dentre as variáveis com maior significância para o consumo específico de cal a temperatura dos gases na saída do *SDA* foi a mais relevante indicando a necessidade de monitoramento sensível para este parâmetro. O controle da temperatura de saída do *SDA* pela temperatura de aproximação torna-se relevante, visto a necessidade de controle de aglomeração e corrosão no *SDA*.

Além da temperatura de saída dos gases a variável de concentração de $O_2(g)$ do gás na chaminé também apontou significância. Logo, torna-se necessário controlar pontos de entrada de ar falso em toda a planta, ou seja, nos fornos de coqueificação, caldeiras, *SDA* e filtros de mangas de maneira que se reduza ao máximo a concentração de oxigênio na chaminé principal da unidade.

A análise de sensibilidade para a variável de saída concentração de $SO_2(g)$ no gás da chaminé teve como variáveis mais significativas a concentração de $O_2(g)$ na saída da chaminé, temperatura do gás de entrada no *SDA* e densidade da lama de acordo com o princípio 80/20.

A planilha desenvolvida em Excel reforçou a necessidade de desenvolvimento de projetos de remoção de gargalos, visto impossibilidade de alteração drástica dos valores dos parâmetros visando redução do consumo específico de cal.

Desta forma, justificam-se projetos que visam melhoria de eficiência de dessulfuração objetivando redução do consumo específico de cal.

8

Trabalhos futuros

O trabalho desenvolvido utilizando redes neurais artificiais demonstrou que a ferramenta é poderosa para a avaliação de processos industriais como o processo de tratamento de gases de uma usina de produção de coque metalúrgico. Logo, recomenda-se a utilização da ferramenta para soluções de outros problemas identificados na unidade, como: modelamento do efeito na eficiência de dessulfuração dos gases e rendimento energético em caldeiras a partir da utilização de diversas qualidade de carvão.

Além disso, recomenda-se utilizar a planilha desenvolvida para verificar o efeito dos parâmetros em situações futuras de necessidade de redução de níveis de emissão de $\text{SO}_2(\text{g})$ permitindo identificar gargalos de processos em tais situações.

De maneira geral é recomendado manter a sistemática de treinamentos periódicos da rede neural desenvolvida de modo a manter boas correlações mesmos após alterações futuras de processo.

- 1 SCALA, Fabrizio; LANCIA, Amedeo; NIGRO, Roberto; VOLPICE, Gennaro. Spray-Dry Desulfurization of Flue Gas from Heavy Oil Combustion. **Journal of the Air & Waste Management Association**, Napoli, Italy, p. 20-29, 27 dez. 2011.
- 2 GETLER, Jens Lutken; SHELTON, Harold L.; FURLONG, Dale A. Modeling the Spray Absorption Process for SO₂ Removal. **Journal of the Air Pollution Control Association**, [S. l.], 11 mar. 2012. Disponível em: <https://doi.org/10.1080/00022470.1979.10470925>. Acesso em: 25 maio 2019.
- 3 GUIMARÃES, J. E. P., **A cal: Fundamentos e aplicações na engenharia civil**, Associação Brasileiras dos Produtores de Cal, 285p., 1998.
- 4 SILVA, Aline. **Estudo e otimização da reação de hidratação do óxido de cálcio**. 2007. Dissertação de mestrado (Engenharia química) - Universidade Federal de Uberlândia, [S. l.], 2007.
- 5 BIRD, Jacqueline. **Dry scrubbing technologies for flue gas desulfurization**. Boston: Klumer Academic Publishers, 2015.
- 6 HASSIBI, Mohamad. **An Overview Of Lime Slaking And Factors That Affect The Process**. [S. l.: s. n.], 2009. Disponível em: <http://vessco.com/wp-content/uploads/2012/12/lime-slaking-process-hassibi-2009.pdf>. Acesso em: 26 maio 2019.
- 7 PARREIRA, Priciane. **Projeto e operação de hidratadores industriais de cal virgem**. 2010. Dissertação de mestrado (Engenharia química) - Universidade Federal de Uberlândia, [S. l.], 2010.
- 8 PALNIK, Carl. Lime Slurry Reactivity. **Dry Scrubber conference**, [S. l.], 18 ago. 2010. Dry Scrubber User, 2010.
- 9 LIN, B.L.; SHIN, S.M.; LIU, C.F. Structural properties and reactivities of Ca(OH)₂/fly ash sorbents for flue gas desulfurization. *Ind. Eng. Chem. Res.* 2003, 42, 1350–1356.
- 10 BOYNTON, Robert. **Chemistry and technology of lime and limestone**. 2a. ed. New York: Wiley-Interscience, 2019.
- 11 BUTTERS, M. P.; MCLEOD, G. Fine particle size lime slurries and their production. Patente, US 2004/01299175 A1, 2004
- 12 SENAPATI, Pradipta Kumar et al. Predicting Viscosity of Limestone-Water Slurry. **Journal of Minerals & Materials Characterization & Engineering**, Bhubaneswar, India, ano 2009, v. 8, n. 3, p. 203-221, 12 jan. 2009.

- 13 PONDER JR, T.C.; HARTMAN, J.S.; DRAKE, H.M.; KLEIR, R.P; MASTER, J.S.; PATKAR, A.N.; TERNS, R.D.; TUTTLE, J.D. **Lime FGD Systems Data Book**. Cincinnati, Ohio: U.S. ENVIRONMENTAL PROTECTION AGENCY, 1979.
- 14 ZHANG, Jie; YOU, Changfu; QI, Haiying; CHEN, Changhe; XU, Xuchang. Effect of Solids Concentration Distribution on the Flue Gas Desulfurization Process. **ENVIRONMENTAL SCIENCE & TECHNOLOGY**, Beijing, ano 2006, p. 4010-4015, 2006.
- 15 HILL, F.F.; ZANK, J. Flue gas desulphurization by spray dry absorption. **Chemical Engineering and Processing**, Germany, p. 45-52, 10 maio 1999.
- 16 BURNETT, T. A. Burnett; ANDERSON, K. D. Technical Review of dry FGD systems and economic evaluation of spray dryer FGD systems. **Interagency Energy / Environment R&D Program report**, Tennessee, 1981
- 17 LI, Yuzhong; TONGA, Huiling Tonga; MAB, Chunyuan; ZHUOA, Yuqun; XUA, Xuchang. Analytic study on approach to adiabatic saturation temperature and the control scheme for the amount of water sprayed in the semi-dry FGD process. **Science Direct**, Beijing, China, p. 2255-2264, 9 jun. 2004.
- 18 LINA, LV; YANG, Jianbin; SHEN, Zhigang; LU, Jun. Optimizing the characteristics of calcium sulfate dihydrate in the flue gas desulfurization process: investigation of the impurities in slurry – Cl-, Fe³⁺ AND Mn²⁺. **Chemical Industry & Chemical Engineering Quarterly**, Shanghai, China, 2017.
- 19 OLLERO, Pedro; SALVADOR, Luis; CAIIA, Luis. An Experimental Study of Flue Gas Desuhrization in a Pilot Spray Dryer. **Spring**, Sevilla, Spain, 1997.
- 20 KINZEY, J R; KINZY, M K. **Modeling the Gas and Liquid-Phase Resistances in the Dry Scrubbing Process for Sulfur-Dioxide Removal**. 1988. Dissertação (Chemical engineer) - Cornell University Pittsburgh, Pittsburg, 1988.
- 21 GAREA, A.; HERRERA, J. L.; MARQUES, J. A.; IRABIEN, A. Kinetics of dry flue gas desulfurization at low temperatures using Ca(OH): competitive reactions of sulfation and carbonation. **Chemical Engineering Science**, Santander, Spain, 2001.
- 22 KLINGSPOR, Jonas. Improved Spray Dry Scrubbing through Grinding of FGD Recycle Material. **Air and waste management association**, Lund, Sweden, 1 jan. 1987.
- 23 BRAGA, A. P.; CARVALHO, A. P; LUDERMIR, T. B. **Redes Neurais Artificiais: Teoria e Aplicações**. Rio de Janeiro: LTC, 2016.
- 24 VAGO, Helder. **Redes Neurais Artificiais: Teoria e Aplicações**. 2014. Estimativa da significância de variáveis físicas independentes no processo de laminação a quente de aço C-Mn por meio de redes neurais artificiais. Dissertação de mestrado (Pós-Graduação em Engenharia Metalúrgica e de Materiais) - Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia do Espírito Santo, Vitória, 2014.

- 25 SILVA, I. N. da; SPATTI, D. H.; FLAUZINO, R. A. **Redes Neurais Artificiais para Engenharia e Ciências Aplicadas**. São Paulo: Artliber, 2010.
- 26 FRAUSETT, Laurene. **Fundamentals of Neural Networks: Architectures, Algorithms and applications**. USA: Pearson Education (US), 1992.
- 27 PIULEAC, C. G.; RODRIGO, M. A.; CAÑIZARES, P.; CURTEANU, S.; SÁEZ, C. Steps modeling of electrolysis processes by using neural networks. *Environmental Modelling & Software*, n. 25, p. 74-81, 2010.
- 28 DAVID, Sayd Farage. Análise da influência dos fatores operacionais dos altos fornos sobre o teor do silício e enxofre no ferro gusa por meio de redes neurais artificiais. 2019. Dissertação de mestrado (Pós-Graduação em Engenharia Metalúrgica e de Materiais) - Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia do Espírito Santo, Vitória, 2013.
- 29 CHAGAS, Marcelo. **MODELAMENTO E CONTROLE OPERACIONAL DO PROCESSO DE PELOTIZAÇÃO ATRAVÉS DO MÉTODO DAS REDES NEURAIS ARTIFICIAIS**. Orientador: Marcelo Lucas Pereira Machado. 2015. Dissertação de mestrado (Programa de Pós-graduação em Engenharia Metalúrgica e de Materiais) - Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia do Espírito Santo, Vitória, 2015.
- 30 MACHADO, Marcelo Lucas Pereira. Disciplina: controle e simulação de processos. 06 aug. 2018, 07 dec. 2018. Notas de Aula.

10 Anexo

Valores de pesos utilizados na planilha em Excel para construção do modelo.

Tabela 10 Pesos utilizados no desenvolvimento do modelo.

Parâmetros utilizados na rede <i>MLP</i> 14-19-2	Valores pesos
Temperatura da lama no slaker - camada escondida 1	2,32271
Temperatura do gás de entrada no <i>SDA</i> - camada escondida 1	3,47899
Temperatura do gás de saída no <i>SDA</i> - camada escondida 1	2,03261
Conc, SO2 entrada (ppm) - camada escondida 1	1,14537
Concentração de O2 na chaminé - camada escondida 1	0,01573
Opacidade do gás na chaminé - camada escondida 1	0,78381
Concentração de NOx na chaminé - camada escondida 1	1,27789
Tiragem do gás de entrada no <i>SDA</i> - camada escondida 1	3,34175
Diferencial de pressão no <i>SDA</i> - camada escondida 1	0,64825
Diferencial de pressão no filtro de mangas - camada escondida 1	2,54462
Vazão de gás na chaminé - camada escondida 1	1,18972
Densidade da lama de cal - camada escondida 1	3,14030
Temperatura no hopper - camada escondida 1	1,49798
Pressão na linha para o <i>SDA</i> - camada escondida 1	2,32586
Temperatura da lama no slaker - camada escondida 2	1,14520
Temperatura do gás de entrada no <i>SDA</i> - camada escondida 2	1,48276
Temperatura do gás de saída no <i>SDA</i> - camada escondida 2	0,63165
Conc, SO2 entrada (ppm) - camada escondida 2	0,80743
Concentração de O2 na chaminé - camada escondida 2	1,26156
Opacidade do gás na chaminé - camada escondida 2	0,63551
Concentração de NOx na chaminé - camada escondida 2	1,06321
Tiragem do gás de entrada no <i>SDA</i> - camada escondida 2	1,25671
Diferencial de pressão no <i>SDA</i> - camada escondida 2	0,13514
Diferencial de pressão no filtro de mangas - camada escondida 2	1,06929
Vazão de gás na chaminé - camada escondida 2	0,39553
Densidade da lama de cal - camada escondida 2	1,96456
Temperatura no hopper - camada escondida 2	0,52219
Pressão na linha para o <i>SDA</i> - camada escondida 2	1,14703
Temperatura da lama no slaker - camada escondida 3	1,31813
Temperatura do gás de entrada no <i>SDA</i> - camada escondida 3	0,47939
Temperatura do gás de saída no <i>SDA</i> - camada escondida 3	2,91849

Conc, SO2 entrada (ppm) - camada escondida 3	0,99280
Concentração de O2 na chaminé - camada escondida 3	0,69949
Opacidade do gás na chaminé - camada escondida 3	2,19128
Concentração de NOx na chaminé - camada escondida 3	2,48861
Tiragem do gás de entrada no SDA - camada escondida 3	0,29408
Diferencial de pressão no SDA - camada escondida 3	1,04652
Diferencial de pressão no filtro de mangas - camada escondida 3	1,26971
Vazão de gás na chaminé - camada escondida 3	1,75019
Densidade da lama de cal - camada escondida 3	2,65979
Temperatura no hopper - camada escondida 3	1,42701
Pressão na linha para o SDA - camada escondida 3	1,36623
Temperatura da lama no slaker - camada escondida 4	1,92755
Temperatura do gás de entrada no SDA - camada escondida 4	0,65939
Temperatura do gás de saída no SDA - camada escondida 4	1,82792
Conc, SO2 entrada (ppm) - camada escondida 4	0,68035
Concentração de O2 na chaminé - camada escondida 4	1,34101
Opacidade do gás na chaminé - camada escondida 4	1,79823
Concentração de NOx na chaminé - camada escondida 4	0,76270
Tiragem do gás de entrada no SDA - camada escondida 4	1,41849
Diferencial de pressão no SDA - camada escondida 4	0,60215
Diferencial de pressão no filtro de mangas - camada escondida 4	0,45179
Vazão de gás na chaminé - camada escondida 4	0,75928
Densidade da lama de cal - camada escondida 4	2,26848
Temperatura no hopper - camada escondida 4	1,00687
Pressão na linha para o SDA - camada escondida 4	0,41574
Temperatura da lama no slaker - camada escondida 5	0,61094
Temperatura do gás de entrada no SDA - camada escondida 5	0,97862
Temperatura do gás de saída no SDA - camada escondida 5	1,75180
Conc, SO2 entrada (ppm) - camada escondida 5	1,65843
Concentração de O2 na chaminé - camada escondida 5	4,37299
Opacidade do gás na chaminé - camada escondida 5	1,43948
Concentração de NOx na chaminé - camada escondida 5	0,01126
Tiragem do gás de entrada no SDA - camada escondida 5	0,05566
Diferencial de pressão no SDA - camada escondida 5	0,73037
Diferencial de pressão no filtro de mangas - camada escondida 5	0,15713
Vazão de gás na chaminé - camada escondida 5	1,74360
Densidade da lama de cal - camada escondida 5	0,91550
Temperatura no hopper - camada escondida 5	0,23157
Pressão na linha para o SDA - camada escondida 5	1,04961
Temperatura da lama no slaker - camada escondida 6	0,22299
Temperatura do gás de entrada no SDA - camada escondida 6	0,35073
Temperatura do gás de saída no SDA - camada escondida 6	0,17577
Conc, SO2 entrada (ppm) - camada escondida 6	0,05568
Concentração de O2 na chaminé - camada escondida 6	1,73424
Opacidade do gás na chaminé - camada escondida 6	0,60108

Concentração de NOx na chaminé - camada escondida 6	0,84199
Tiragem do gás de entrada no SDA - camada escondida 6	0,32473
Diferencial de pressão no SDA - camada escondida 6	0,29414
Diferencial de pressão no filtro de mangas - camada escondida 6	0,59424
Vazão de gás na chaminé - camada escondida 6	0,22989
Densidade da lama de cal - camada escondida 6	0,42780
Temperatura no hopper - camada escondida 6	0,14131
Pressão na linha para o SDA - camada escondida 6	0,88007
Temperatura da lama no slaker - camada escondida 7	0,86733
Temperatura do gás de entrada no SDA - camada escondida 7	1,56469
Temperatura do gás de saída no SDA - camada escondida 7	1,33828
Conc, SO2 entrada (ppm) - camada escondida 7	0,94595
Concentração de O2 na chaminé - camada escondida 7	3,15841
Opacidade do gás na chaminé - camada escondida 7	0,15877
Concentração de NOx na chaminé - camada escondida 7	0,07447
Tiragem do gás de entrada no SDA - camada escondida 7	0,04651
Diferencial de pressão no SDA - camada escondida 7	0,60623
Diferencial de pressão no filtro de mangas - camada escondida 7	0,76653
Vazão de gás na chaminé - camada escondida 7	0,00458
Densidade da lama de cal - camada escondida 7	0,23627
Temperatura no hopper - camada escondida 7	1,66901
Pressão na linha para o SDA - camada escondida 7	0,50279
Temperatura da lama no slaker - camada escondida 8	0,76228
Temperatura do gás de entrada no SDA - camada escondida 8	0,01013
Temperatura do gás de saída no SDA - camada escondida 8	0,86831
Conc, SO2 entrada (ppm) - camada escondida 8	0,49567
Concentração de O2 na chaminé - camada escondida 8	0,03075
Opacidade do gás na chaminé - camada escondida 8	0,38586
Concentração de NOx na chaminé - camada escondida 8	1,62612
Tiragem do gás de entrada no SDA - camada escondida 8	0,17093
Diferencial de pressão no SDA - camada escondida 8	0,27767
Diferencial de pressão no filtro de mangas - camada escondida 8	0,24736
Vazão de gás na chaminé - camada escondida 8	0,45022
Densidade da lama de cal - camada escondida 8	1,57993
Temperatura no hopper - camada escondida 8	1,13657
Pressão na linha para o SDA - camada escondida 8	0,21823
Temperatura da lama no slaker - camada escondida 9	0,63792
Temperatura do gás de entrada no SDA - camada escondida 9	0,09216
Temperatura do gás de saída no SDA - camada escondida 9	0,80125
Conc, SO2 entrada (ppm) - camada escondida 9	0,14496
Concentração de O2 na chaminé - camada escondida 9	1,38951
Opacidade do gás na chaminé - camada escondida 9	0,49297
Concentração de NOx na chaminé - camada escondida 9	0,42632
Tiragem do gás de entrada no SDA - camada escondida 9	1,32454
Diferencial de pressão no SDA - camada escondida 9	0,07961

Diferencial de pressão no filtro de mangas - camada escondida 9	0,02017
Vazão de gás na chaminé - camada escondida 9	0,23084
Densidade da lama de cal - camada escondida 9	1,21769
Temperatura no hopper - camada escondida 9	1,17243
Pressão na linha para o <i>SDA</i> - camada escondida 9	0,15074
Temperatura da lama no slaker - camada escondida 10	1,17059
Temperatura do gás de entrada no <i>SDA</i> - camada escondida 10	2,83243
Temperatura do gás de saída no <i>SDA</i> - camada escondida 10	3,06091
Conc, SO2 entrada (ppm) - camada escondida 10	1,83166
Concentração de O2 na chaminé - camada escondida 10	3,93497
Opacidade do gás na chaminé - camada escondida 10	0,96145
Concentração de NOx na chaminé - camada escondida 10	0,72544
Tiragem do gás de entrada no <i>SDA</i> - camada escondida 10	2,51418
Diferencial de pressão no <i>SDA</i> - camada escondida 10	0,05409
Diferencial de pressão no filtro de mangas - camada escondida 10	0,21979
Vazão de gás na chaminé - camada escondida 10	0,26837
Densidade da lama de cal - camada escondida 10	2,24869
Temperatura no hopper - camada escondida 10	0,69730
Pressão na linha para o <i>SDA</i> - camada escondida 10	0,21662
Temperatura da lama no slaker - camada escondida 11	2,55388
Temperatura do gás de entrada no <i>SDA</i> - camada escondida 11	1,58090
Temperatura do gás de saída no <i>SDA</i> - camada escondida 11	0,62747
Conc, SO2 entrada (ppm) - camada escondida 11	1,05560
Concentração de O2 na chaminé - camada escondida 11	2,05028
Opacidade do gás na chaminé - camada escondida 11	0,11718
Concentração de NOx na chaminé - camada escondida 11	0,41865
Tiragem do gás de entrada no <i>SDA</i> - camada escondida 11	0,35831
Diferencial de pressão no <i>SDA</i> - camada escondida 11	0,38979
Diferencial de pressão no filtro de mangas - camada escondida 11	0,74668
Vazão de gás na chaminé - camada escondida 11	1,12245
Densidade da lama de cal - camada escondida 11	2,22628
Temperatura no hopper - camada escondida 11	1,95758
Pressão na linha para o <i>SDA</i> - camada escondida 11	0,65037
Temperatura da lama no slaker - camada escondida 12	1,75981
Temperatura do gás de entrada no <i>SDA</i> - camada escondida 12	1,27600
Temperatura do gás de saída no <i>SDA</i> - camada escondida 12	1,51333
Conc, SO2 entrada (ppm) - camada escondida 12	1,31114
Concentração de O2 na chaminé - camada escondida 12	0,63197
Opacidade do gás na chaminé - camada escondida 12	1,13653
Concentração de NOx na chaminé - camada escondida 12	0,03701
Tiragem do gás de entrada no <i>SDA</i> - camada escondida 12	0,18068
Diferencial de pressão no <i>SDA</i> - camada escondida 12	0,39364
Diferencial de pressão no filtro de mangas - camada escondida 12	2,12380
Vazão de gás na chaminé - camada escondida 12	1,45047
Densidade da lama de cal - camada escondida 12	2,33415

Temperatura no hopper - camada escondida 12	1,27780
Pressão na linha para o <i>SDA</i> - camada escondida 12	0,26842
Temperatura da lama no slaker - camada escondida 13	0,15100
Temperatura do gás de entrada no <i>SDA</i> - camada escondida 13	0,61224
Temperatura do gás de saída no <i>SDA</i> - camada escondida 13	0,31346
Conc, SO2 entrada (ppm) - camada escondida 13	0,49805
Concentração de O2 na chaminé - camada escondida 13	1,22748
Opacidade do gás na chaminé - camada escondida 13	1,00195
Concentração de NOx na chaminé - camada escondida 13	0,25502
Tiragem do gás de entrada no <i>SDA</i> - camada escondida 13	0,60604
Diferencial de pressão no <i>SDA</i> - camada escondida 13	0,35974
Diferencial de pressão no filtro de mangas - camada escondida 13	0,15627
Vazão de gás na chaminé - camada escondida 13	0,34816
Densidade da lama de cal - camada escondida 13	0,05754
Temperatura no hopper - camada escondida 13	0,29586
Pressão na linha para o <i>SDA</i> - camada escondida 13	0,12172
Temperatura da lama no slaker - camada escondida 14	0,19521
Temperatura do gás de entrada no <i>SDA</i> - camada escondida 14	0,04708
Temperatura do gás de saída no <i>SDA</i> - camada escondida 14	1,56230
Conc, SO2 entrada (ppm) - camada escondida 14	0,34406
Concentração de O2 na chaminé - camada escondida 14	0,44210
Opacidade do gás na chaminé - camada escondida 14	0,62104
Concentração de NOx na chaminé - camada escondida 14	0,06337
Tiragem do gás de entrada no <i>SDA</i> - camada escondida 14	0,02477
Diferencial de pressão no <i>SDA</i> - camada escondida 14	0,73590
Diferencial de pressão no filtro de mangas - camada escondida 14	0,29819
Vazão de gás na chaminé - camada escondida 14	0,03217
Densidade da lama de cal - camada escondida 14	0,79055
Temperatura no hopper - camada escondida 14	0,51079
Pressão na linha para o <i>SDA</i> - camada escondida 14	0,49023
Temperatura da lama no slaker - camada escondida 15	1,62689
Temperatura do gás de entrada no <i>SDA</i> - camada escondida 15	0,13475
Temperatura do gás de saída no <i>SDA</i> - camada escondida 15	0,56466
Conc, SO2 entrada (ppm) - camada escondida 15	2,35942
Concentração de O2 na chaminé - camada escondida 15	1,87726
Opacidade do gás na chaminé - camada escondida 15	0,49036
Concentração de NOx na chaminé - camada escondida 15	0,57870
Tiragem do gás de entrada no <i>SDA</i> - camada escondida 15	1,20396
Diferencial de pressão no <i>SDA</i> - camada escondida 15	0,71673
Diferencial de pressão no filtro de mangas - camada escondida 15	0,86651
Vazão de gás na chaminé - camada escondida 15	0,26245
Densidade da lama de cal - camada escondida 15	0,88032
Temperatura no hopper - camada escondida 15	1,36802
Pressão na linha para o <i>SDA</i> - camada escondida 15	1,69517
Temperatura da lama no slaker - camada escondida 16	0,30196

Temperatura do gás de entrada no <i>SDA</i> - camada escondida 16	0,34304
Temperatura do gás de saída no <i>SDA</i> - camada escondida 16	0,20056
Conc, SO2 entrada (ppm) - camada escondida 16	0,65764
Concentração de O2 na chaminé - camada escondida 16	1,24698
Opacidade do gás na chaminé - camada escondida 16	0,50111
Concentração de NOx na chaminé - camada escondida 16	0,47393
Tiragem do gás de entrada no <i>SDA</i> - camada escondida 16	0,87242
Diferencial de pressão no <i>SDA</i> - camada escondida 16	0,11683
Diferencial de pressão no filtro de mangas - camada escondida 16	0,24861
Vazão de gás na chaminé - camada escondida 16	0,06504
Densidade da lama de cal - camada escondida 16	0,16268
Temperatura no hopper - camada escondida 16	0,15051
Pressão na linha para o <i>SDA</i> - camada escondida 16	0,32348
Temperatura da lama no slaker - camada escondida 17	0,81686
Temperatura do gás de entrada no <i>SDA</i> - camada escondida 17	0,05660
Temperatura do gás de saída no <i>SDA</i> - camada escondida 17	0,89482
Conc, SO2 entrada (ppm) - camada escondida 17	0,17716
Concentração de O2 na chaminé - camada escondida 17	0,84709
Opacidade do gás na chaminé - camada escondida 17	1,03830
Concentração de NOx na chaminé - camada escondida 17	0,50414
Tiragem do gás de entrada no <i>SDA</i> - camada escondida 17	0,86325
Diferencial de pressão no <i>SDA</i> - camada escondida 17	0,03511
Diferencial de pressão no filtro de mangas - camada escondida 17	0,65988
Vazão de gás na chaminé - camada escondida 17	0,23788
Densidade da lama de cal - camada escondida 17	0,72614
Temperatura no hopper - camada escondida 17	0,46657
Pressão na linha para o <i>SDA</i> - camada escondida 17	1,13740
Temperatura da lama no slaker - camada escondida 18	0,02285
Temperatura do gás de entrada no <i>SDA</i> - camada escondida 18	0,23721
Temperatura do gás de saída no <i>SDA</i> - camada escondida 18	0,11598
Conc, SO2 entrada (ppm) - camada escondida 18	0,98094
Concentração de O2 na chaminé - camada escondida 18	1,50587
Opacidade do gás na chaminé - camada escondida 18	0,13093
Concentração de NOx na chaminé - camada escondida 18	1,14515
Tiragem do gás de entrada no <i>SDA</i> - camada escondida 18	0,45321
Diferencial de pressão no <i>SDA</i> - camada escondida 18	0,30462
Diferencial de pressão no filtro de mangas - camada escondida 18	0,17693
Vazão de gás na chaminé - camada escondida 18	0,37858
Densidade da lama de cal - camada escondida 18	1,05639
Temperatura no hopper - camada escondida 18	0,24736
Pressão na linha para o <i>SDA</i> - camada escondida 18	0,57306
Temperatura da lama no slaker - camada escondida 19	3,38522
Temperatura do gás de entrada no <i>SDA</i> - camada escondida 19	0,06950
Temperatura do gás de saída no <i>SDA</i> - camada escondida 19	2,38703
Conc, SO2 entrada (ppm) - camada escondida 19	1,31856

Concentração de O ₂ na chaminé - camada escondida 19	0,76778
Opacidade do gás na chaminé - camada escondida 19	2,44886
Concentração de NO _x na chaminé - camada escondida 19	2,34588
Tiragem do gás de entrada no <i>SDA</i> - camada escondida 19	1,63623
Diferencial de pressão no <i>SDA</i> - camada escondida 19	1,66583
Diferencial de pressão no filtro de mangas - camada escondida 19	2,48748
Vazão de gás na chaminé - camada escondida 19	2,96872
Densidade da lama de cal - camada escondida 19	2,00852
Temperatura no hopper - camada escondida 19	3,51429
Pressão na linha para o <i>SDA</i> - camada escondida 19	0,35529
bias (camada de entrada) - camada escondida 1	0,88900
bias (camada de entrada) - camada escondida 2	0,90260
bias (camada de entrada) - camada escondida 3	0,57403
bias (camada de entrada) - camada escondida 4	0,01372
bias (camada de entrada) - camada escondida 5	0,77855
bias (camada de entrada) - camada escondida 6	0,68969
bias (camada de entrada) - camada escondida 7	1,44816
bias (camada de entrada) - camada escondida 8	0,34468
bias (camada de entrada) - camada escondida 9	0,02456
bias (camada de entrada) - camada escondida 10	0,34844
bias (camada de entrada) - camada escondida 11	1,24919
bias (camada de entrada) - camada escondida 12	0,97664
bias (camada de entrada) - camada escondida 13	0,15181
bias (camada de entrada) - camada escondida 14	0,76039
bias (camada de entrada) - camada escondida 15	0,91527
bias (camada de entrada) - camada escondida 16	0,33276
bias (camada de entrada) - camada escondida 17	0,09425
bias (camada de entrada) - camada escondida 18	0,21403
bias (camada de entrada) - camada escondida 19	2,09211
Neurônio da camada escondida 1 - Consumo específico de cal	1,25674
Neurônio da camada escondida 2 - Consumo específico de cal	2,90768
Neurônio da camada escondida 3 - Consumo específico de cal	4,96535
Neurônio da camada escondida 4 - Consumo específico de cal	0,62983
Neurônio da camada escondida 5 - Consumo específico de cal	0,70120
Neurônio da camada escondida 6 - Consumo específico de cal	0,56697
Neurônio da camada escondida 7 - Consumo específico de cal	1,54370
Neurônio da camada escondida 8 - Consumo específico de cal	2,00465
Neurônio da camada escondida 9 - Consumo específico de cal	1,27383
Neurônio da camada escondida 10 - Consumo específico de cal	1,75642
Neurônio da camada escondida 11 - Consumo específico de cal	4,81555
Neurônio da camada escondida 12 - Consumo específico de cal	1,50161
Neurônio da camada escondida 13 - Consumo específico de cal	0,91454
Neurônio da camada escondida 14 - Consumo específico de cal	1,42156
Neurônio da camada escondida 15 - Consumo específico de cal	1,96500
Neurônio da camada escondida 16 - Consumo específico de cal	0,29200

Neurônio da camada escondida 17 - Consumo específico de cal	0,26797
Neurônio da camada escondida 18 - Consumo específico de cal	1,78544
Neurônio da camada escondida 19 - Consumo específico de cal	3,86473
Neurônio da camada escondida 1 - Concentração de SO2 no gás da chaminé	0,11133
Neurônio da camada escondida 2 - Concentração de SO2 no gás da chaminé	0,69524
Neurônio da camada escondida 3 - Concentração de SO2 no gás da chaminé	0,57892
Neurônio da camada escondida 4 - Concentração de SO2 no gás da chaminé	0,48348
Neurônio da camada escondida 5 - Concentração de SO2 no gás da chaminé	0,06939
Neurônio da camada escondida 6 - Concentração de SO2 no gás da chaminé	0,44719
Neurônio da camada escondida 7 - Concentração de SO2 no gás da chaminé	1,75716
Neurônio da camada escondida 8 - Concentração de SO2 no gás da chaminé	1,08714
Neurônio da camada escondida 9 - Concentração de SO2 no gás da chaminé	1,56790
Neurônio da camada escondida 10 - Concentração de SO2 no gás da chaminé	0,86906
Neurônio da camada escondida 11 - Concentração de SO2 no gás da chaminé	1,09504
Neurônio da camada escondida 12 - Concentração de SO2 no gás da chaminé	0,27477
Neurônio da camada escondida 13 - Concentração de SO2 no gás da chaminé	0,46992
Neurônio da camada escondida 14 - Concentração de SO2 no gás da chaminé	0,19945
Neurônio da camada escondida 15 - Concentração de SO2 no gás da chaminé	- 0,09730
Neurônio da camada escondida 16 - Concentração de SO2 no gás da chaminé	1,24920
Neurônio da camada escondida 17 - Concentração de SO2 no gás da chaminé	0,60749
Neurônio da camada escondida 18 - Concentração de SO2 no gás da chaminé	0,64313
Neurônio da camada escondida 19 - Concentração de SO2 no gás da chaminé	1,37351
bias (camada escondida) - Consumo específico de cal	3,79418
bias (camada escondida) - Concentração de SO2 no gás da chaminé	1,32103