

Universidade Federal de Minas Gerais
Escola de Engenharia
Programa de Pós-graduação em Engenharia Elétrica

**DETECÇÃO E DIAGNÓSTICO DE FALHAS
EM ALTO-FORNO: UM ESTUDO DE CASO**

Por

Robercy Alves da Silva

Texto de dissertação submetido à banca examinadora designada pelo Colegiado do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da Universidade Federal de Minas Gerais, como requisito parcial para a obtenção do Título de Mestre em Engenharia Elétrica.

Orientador : Walmir Matos Caminhas

Belo Horizonte, dezembro de 2002

Agradecimentos

A Deus

A minha mãe, dona Nilta, que mesmo distante, guia meus passos.

A minha esposa Valéria e minhas filhas Vanessa e Cynthia.

Ao meu orientador, prof. Walmir.

A Belgo pelo apoio incondicional.

A meus familiares, amigos e colegas.

A equipe do Alto-forno e do DTAP.

“Só se vê bem com o coração. O essencial é invisível para os olhos”

Antoine de Saint-Exupéry

Resumo

O presente trabalho consiste no desenvolvimento de um sistema para detecção de cascão em um alto-forno. A formação de cascão é uma falha que pode causar grandes prejuízos financeiros e riscos de acidentes, sendo de difícil detecção pelo operador do alto-forno. Utilizando técnicas de inteligência computacional, o sistema é capaz de detectar, em tempo real, a formação do cascão, alarmando e indicando a provável posição de crescimento da camada do mesmo. Por ser um problema de detecção e diagnóstico de falhas em um sistema dinâmico de difícil modelagem matemática, o mesmo será abordado sob a ótica de classificação de padrões. Para classificação dos padrões é proposta uma nova topologia de rede *neurofuzzy*, que é uma variação da topologia ANFIS. Para treinamento da rede foram utilizados dados adquiridos da planta. Para validação foram utilizados dados operacionais da planta, no período de Dezembro de 2001 a Abril de 2002. Durante este período o sistema indicou corretamente sete ocorrências de formação de cascão. Estes resultados preliminares o credenciam como uma alternativa promissora para resolver o problema de detecção de cascão.

Abstracts

This work consists in a system developed to detect scaffold in blast furnace. The scaffold is a failure, which can cause big money losses, and injury employees, and is very difficult to be detected by blast furnace's operators. Using computing intelligence techniques, this system is allowed to detect, in real time, the scaffold growing, alarming and showing the scaffold position inside the blast furnace. How this is a detection and diagnoses problem in a difficult modeling dynamics system, it will be solved using pattern classification theory. To pattern classification, will be proposed a new neurofuzzy topology, which is an ANFIS topology variation. To training this network, was used data acquired from the plant. To validate, was used data from the same plant during the last eight. During this time, the system detected seven real scaffold situations. These preliminary results certify this system as a useful solution to solve problems of scaffold detection in blast furnaces.

Sumário

1	Introdução	1
1.1	Detecção de falhas em sistemas dinâmicos	1
1.2	Princípio de funcionamento de um sistema de Detecção e Diagnóstico de Falhas (DDF) ..	2
1.3	Detecção de falhas em alto-forno	4
1.4	Proposta e visão geral deste trabalho	4
2	Descrição da planta	6
2.1	Princípio de funcionamento do alto-forno	7
2.1.1	Processo físico	8
2.1.2	O processo químico	9
2.1.3	Mudanças na temperatura dos gases durante sua subida no alto-forno	11
2.1.4	Perdas Térmicas	12
2.2	Formação de cascão	13
2.3	Técnicas clássicas de detecção de cascão	17
2.4	Técnicas de prevenção e retirada de cascão	19
2.5	Alto-forno A da Belgo	22
3	Ferramentas empregadas	25
3.1	Introdução	25
3.1.1	Modelo ANFIS	26
3.1.2	Proposta do modelo ANFIS modificado	26
3.1.3	Algoritmo de aprendizado da topologia ANFIS modificado	28
3.1.4	Resultados	30
3.1.5	Conclusões sobre a rede ANFIS modificada	35
4	Sistema de detecção e diagnóstico de cascão e resultados práticos experimentais	36
4.1	Descrição	36
4.1.1	Pré-processador	37
4.1.2	Sistema de classificação de padrões	37
4.1.3	Sistema de visualização	38
4.1.4	Sistema de diagnóstico	40
4.2	Estratégia 1: Temperaturas dos <i>Staves</i>	41
4.3	Estratégia 2: Perdas térmicas	42
4.4	Resultados práticos	45
5	Conclusões finais	49

Lista de abreviaturas e siglas

ANFIS- *Adaptive Neuro-based Fuzzy Inference System*

DDF - Detecção e Diagnóstico de Falhas

Lista de figuras

Figura 1 : Esquema de um algoritmo de detecção e diagnóstico de falhas genérico.....	3
Figura 2 : Estrutura do sistema de detecção e diagnóstico de falhas.....	4
Figura 3 : Diagrama funcional da usina Monlevade - Belgo.....	6
Figura 4 : Zonas de reação dentro do Alto-forno.....	8
Figura 5 : Perfil da temperatura por zona de reação dentro do Alto-forno.....	11
Figura 6 : Cascão formado por álcalis.....	13
Figura 7 : Distribuição do álcalis no alto-forno.....	13
Figura 8 : Uma típica ilustração de um cascão formado em uma das seções do alto-forno.....	14
Figura 9 : Visão interna do topo do alto-forno, podendo ver as crostas de cascão.....	15
Figura 10: Visão interna a partir do topo do alto-forno 5 da Belgo.....	15
Figura 11: Visão da parede lateral do alto-forno 5 da Belgo.....	16
Figura 12: Evolução das perdas térmicas de um alto-forno.....	17
Figura 13: Um dos processos de retirada do cascão das paredes de um Alto-forno.....	19
Figura 14: Usando uma perfuratriz para arrancar os pedaços de cascão.....	20
Figura 15: Operador usando uma perfuratriz para arrancar os pedaços de cascão.....	20
Figura 16: Foto do alto-forno A da Belgo - Usina Monlevade.....	22
Figura 17: Visão simplificada dos principais componentes do Alto-forno A.....	23
Figura 18: Representação da rede ANFIS.....	26
Figura 19: Topologia ANFIS modificada.....	27
Figura 20: Experimento 1 - Resultado da rede ANFIS.....	31
Figura 21: Experimento 1 - Resultado da rede ANFIS modificada.....	31
Figura 22: Experimento 2 - Resultado da rede ANFIS.....	32
Figura 23: Experimento 2 - Resultado da rede ANFIS modificada.....	32
Figura 24: Experimento 3 - Resultado da rede ANFIS (4 funções de pertinência).....	33
Figura 25: Experimento 3 - Resultado da rede ANFIS (6 funções de pertinência).....	34
Figura 26: Experimento 3 - Resultado da rede ANFIS modificada.....	34
Figura 27 : Estrutura do sistema de detecção de cascão em alto-forno.....	36
Figura 28: Saída da rede (com e sem cascão) x Valor real.....	38
Figura 29: Representação da espessura e localização da camada de cascão.....	39
Figura 30: Representação inicial da localização da camada de cascão.....	39
Figura 31: Nova representação da localização da camada de cascão.....	40
Figura 32: Diferença entre o diagnóstico do modelo e a ocorrência real de cascão.....	41
Figura 33: Evolução do sistema de decisão.....	43
Figura 34: Ampliação da região de formação e remoção do cascão (entre medidas 500 e 4500).....	43
Figura 35: Ampliação da região onde ocorre a sinalização do cascão.....	44
Figura 36: Ampliação da região onde ocorre a remoção do cascão.....	44
Figura 37: Saídas do sistema de detecção.....	46
Figura 38: Evolução da perda térmica por quadrante.....	47
Figura 39: Saída da rede ANFIS modificada.....	47
Figura 40: Valor mínimo das temperaturas de <i>staves</i>	48
Figura 41: Saída da rede (com e sem cascão) x Valor real.....	48

Lista de tabelas

Tabela 1 : Balanço de massa de um Alto-forno típico.....	9
Tabela 2 : Composição química da carga metálica.....	10
Tabela 3 : Composição química do combustível.....	10
Tabela 4 : Composição química do produto principal.....	10
Tabela 5 : Composição química dos sub-produtos.....	10
Tabela 6 : Temperatura média por zona do alto-forno.....	12
Tabela 7 : Parâmetros de funcionamento do Alto-forno.....	24
Tabela 8 : Tabela resumo das ações de cada camada.....	28
Tabela 9 : Comparação do diagnóstico do sistema com a situação real.....	45

Capítulo 1 - Introdução

Neste capítulo é feita uma breve introdução sobre detecção de falhas em sistemas dinâmicos. Optou-se em não detalhar o assunto pelo fato do mesmo já ter sido abordado em outras dissertações de mestrado defendidas no PPGEE ([Camargo, 1997] , [Pereira, 1997] e [Lelles, 2001]). Também é discutida a motivação do uso de ferramentas de detecção e diagnóstico de falhas em alto-fornos.

1.1 Detecção de falhas em sistemas dinâmicos

O assunto abordado neste é um resumo dos trabalhos desenvolvidos por [Caminhas, 1997], [Camargo, 1997] , [Pereira, 1997] e [Lelles, 2001] .

Devido ao grande desenvolvimento tecnológico, principalmente da microeletrônica, os sistemas automatizados estão se tornando cada vez mais complexos e os algoritmos de controle cada vez mais sofisticados. O desenvolvimento de sistemas tolerantes a falhas é uma preocupação crescente, principalmente porque, além de fornecer uma maior segurança aos operadores ou usuários das plantas, proporcionam economia no que diz respeito a paradas para manutenção, reduzindo assim o preço final do produto. Neste sentido, um assunto que vem ganhando destaque nas duas últimas décadas é o desenvolvimento de técnicas para detecção e diagnóstico de falhas em sistemas dinâmicos [Frank, 1990].

Falha é um mau funcionamento de um determinado processo. As falhas afetam o processo e o controle, devendo ser eliminadas rapidamente. Geralmente as falhas impedem ou desviam um processo de seu ponto de operação aceito como normal, levando-o a condições que em alguns casos são perigosas tanto para o sistema quanto para o operador [Frank et al., 1991]. As falhas podem ocorrer no processo, na instrumentação ou nos atuadores. As falhas no processo são, por exemplo, um vazamento (processo hidráulico) ou um curto-circuito (processo elétrico). Já as falhas na instrumentação são, por exemplo, o rompimento de um cabo que transmite informação sobre o valor medido de alguma variável ou um medidor mal calibrado. As falhas na instrumentação estão relacionadas às funções de monitoração. O terceiro tipo, falhas nos atuadores, pode ser exemplificado como o travamento de uma válvula pneumática. Este tipo de falha afeta diretamente as funções de controle do processo [Frank et al., 1991].

As falhas ainda podem ser classificadas como abruptas ou lentas [Frank, 1990]. As falhas abruptas se manifestam pela sua evolução rápida, como por exemplo, a quebra de um eixo num sistema mecânico. As

falhas lentas são as que evoluem vagarosamente no tempo e geralmente podem ser controladas e possivelmente eliminadas. A formação de cascão em um alto-forno pode ser considerada como exemplo de falhas que evoluem vagarosamente.

O primeiro passo para eliminação de uma falha num sistema supervisionado é a sua detecção e isolamento [Frank et al., 1991]. O termo detecção se refere ao fato de termos o conhecimento de que uma falha ocorreu ou está ocorrendo no sistema, enquanto que o termo isolamento determina a localização desta falha, ou seja, a identificação do instrumento, atuador ou componente falho e em certos casos à discriminação de que tipo de falha ocorreu.

1.2 Princípio de funcionamento de um sistema de Detecção e Diagnóstico de Falhas (DDF).

A detecção de falhas em sistemas dinâmicos pode ser feita empregando redundância de *hardware* (física) ou de *software* (analítica). Na primeira, normalmente são utilizados dois ou mais sensores para medir uma mesma grandeza. A partir da comparação dos valores medidos e utilizando uma lógica adequada é possível identificar a ocorrência de falha. Na segunda, no lugar de vários sensores podem ser empregados, por exemplo, vários observadores para estimar a mesma grandeza. A partir da comparação dos valores estimados e medidos é possível fazer a detecção, localização e diagnóstico de falhas ([Patton et al., 1989] e [Frank, 1990]).

Num processo de DDF, independente de ser um método baseado em redundância física ou redundância analítica, o princípio de funcionamento será sempre o mesmo. Valores de variáveis serão medidos, ou então estimados, e posteriormente estas variáveis ou variáveis auxiliares (resíduos) serão comparadas entre si ou com valores limites. Resultados de comparações que não se enquadrarem nos padrões normais de funcionamento irão gerar alarmes indicando a presença de falhas no processo. Uma ação apropriada pode ser iniciada imediatamente, chamada de proteção automática. É comum também observar a evolução da falha, quando esta não acontece de forma abrupta. Ao longo desta observação, decisões sobre a operação da planta serão tomadas, podendo haver a parada imediata do processo ou a mudança de seu funcionamento. Se a falha é tolerável, isto é se ainda for possível garantir o bom desempenho do sistema, a operação poderá continuar do mesmo modo, ou se preciso, reconfigurar alguma parte do processo até que seja possível parar a operação e eliminar a falha. As falhas, sempre que possível, deverão ser eliminadas em tempo hábil para não ocorrer danos ao processo, produto ou operador humano.

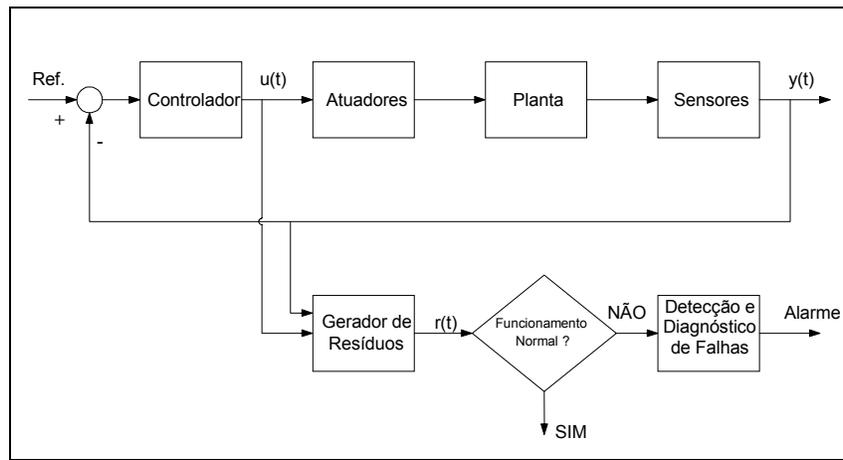


Figura 1 : Esquema de um algoritmo de detecção e diagnóstico de falhas genérico.

Há duas linhas de trabalho distintas quando o assunto é a escolha do método de DDF a ser utilizado em uma planta real [Frank, 1990]:

- a) métodos de DDF baseados no modelo matemático do processo;
- b) métodos de DDF baseados no conhecimento do processo.

A base de todo procedimento de redundância analítica é usar um modelo matemático adequado do processo a ser supervisionado [Frank et al., 1991]. Há modelos diferentes para realizar a detecção de falhas e a isolamento de falhas. Na detecção de falhas é usado satisfatoriamente um modelo chamado modelo representativo [Frank et al., 1991]. Este tipo de modelo descreve com simplicidade as características do processo e pode ser utilizado em testes de algoritmos de controle e observação da planta em diversos pontos de operação. O modelo representativo tenta apenas estabelecer uma relação entre as entradas e saídas do sistema.

Alguns métodos elaborados, para a realização da DDF, que se fundamentam na comparação de valores medidos com valores estimados ou calculados, têm como ferramenta principal a geração de resíduos que irão fornecer informações sobre o tempo, tipo e localização das falhas [Patton et al., 1989]; [Frank et al., 1991]. Sinais medidos de entrada e saída do sistema serão processados para a obtenção de resíduos. Idealmente, os resíduos serão iguais a zero no caso em que não há falhas no sistema. Resíduos diferentes de zero mostram que há indícios de falhas. Imperfeições nos modelos devidas a considerações e simplificações e ruídos nas medições e no processo, bem como a influência de distúrbios externos, fazem com que geralmente os resíduos sejam diferentes de zero mesmo nas condições em que não há ocorrência de falhas. Para solucionar este problema, limites de tolerância são adotados para que o método de DDF não indique alarmes sem a ocorrência de falhas. Quando os resíduos ultrapassam os limites estabelecidos, uma decisão lógica é empregada para analisar e indicar a ocorrência da falha. Um diagrama de blocos mostrando as etapas de um método de DDF é mostrado na Figura 1.

1.3 Detecção de falhas em alto-forno

Na Figura 2 é mostrado o diagrama de blocos da abordagem empregada neste trabalho, para detecção e diagnóstico de falhas em alto-forno. A ideia básica é tratar o problema de detecção de falhas como um problema de classificação de padrões. Os vetores u (entradas) e y (saídas da planta) são utilizados para gerar o padrão, que será usado como entrada do sistema de classificação. Este sistema, por sua vez, será um sistema *neurofuzzy*, baseado em uma nova proposta de alteração da topologia ANFIS. A saída do sistema de classificação de padrões será do tipo:

- se a saída do sistema de classificação for “1”, existirá cascão,
- se a saída do sistema de classificação for “0”, não haverá cascão.

A variável f contém informações das falhas, sendo usado somente durante a fase de treinamento do sistema de classificação.

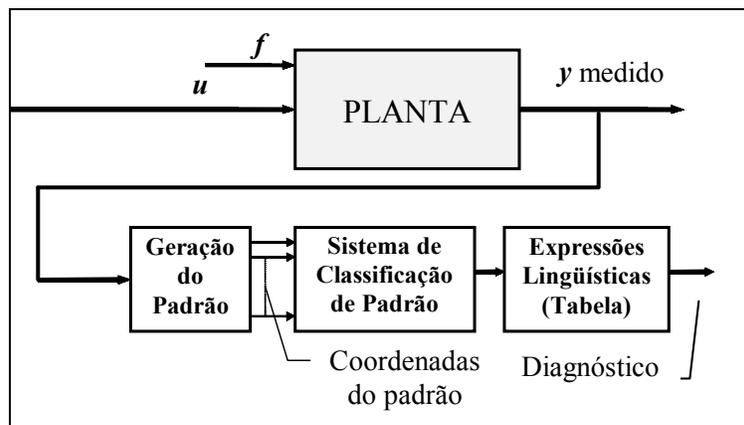


Figura 2 : Estrutura do sistema de detecção e diagnóstico de falhas.

1.4 Proposta e visão geral deste trabalho

A proposta deste trabalho é a de desenvolver um sistema, baseado em técnicas de inteligência computacional, para detectar e diagnosticar a presença e evolução da camada de cascão que está sendo formada dentro do alto-forno.

O Sistema de detecção de formação de cascão será composto de duas partes:

1ª - Modelagem tridimensional do alto-forno, que permitirá a visualização da distribuição de temperatura dos *staves* (radiadores responsáveis pela refrigeração da carcaça do alto-forno) em toda a superfície do alto-forno, facilitando a localização do ponto onde está crescendo a camada de cascão. Na

realidade, este sistema servirá como um indicador visual da espessura da camada do cascão, orientando o operador em suas decisões relativas a distribuição de carga ou de alteração operacional do alto-forno.

2ª - Modelagem do sistema que irá fazer a detecção *on-line* do cascão e de sua evolução. Este sistema irá gerar um alarme para o operador. Serão utilizadas as técnicas de Inteligência computacional para tratamento dos dados relativos às perdas térmicas, e desta maneira, fazer com precisão, a detecção e diagnóstico do cascão.

Para acompanhamento da evolução do cascão, será usado o acompanhamento das perdas térmicas, que será calculado a partir das medidas das temperaturas dos *staves*, e da vazão de água através dos *staves*. A partir da avaliação das perdas térmicas, poderemos estimar a espessura da camada de cascão, pois quanto mais espessa for esta camada, menor será a temperatura no *stave* (menor perda térmica – menor troca de calor do alto-forno com o *stave*). Na realidade, a camada de cascão estará funcionando como um isolante térmico, e quanto menor for a espessura desta camada de cascão, mais quente estará o *stave* (maior perda térmica – maior troca de calor do interior do alto-forno com o *stave*) [Diemers, 1966].

No capítulo 2 será feita a descrição da planta (alto-forno), a origem e as conseqüências da formação de cascão. Também serão apresentados os métodos manuais de detecção e remoção de cascão. No capítulo 3 é proposta uma nova topologia de rede *neurofuzzy*, que é uma variação da topologia ANFIS, usada para a detecção do cascão. No capítulo 4 serão feitos o detalhamento da implementação do sistema usado para a detecção e diagnóstico de cascão, suas telas e resultados. A conclusão e a proposta de continuidade será apresentada no capítulo 5.

Capítulo 2 - Descrição da Planta

O cenário onde será aplicado o sistema proposto é o de uma usina siderúrgica. Na figura abaixo, podemos ver o diagrama funcional da usina siderúrgica da Belgo, localizada na cidade de João Monlevade, em Minas Gerais.

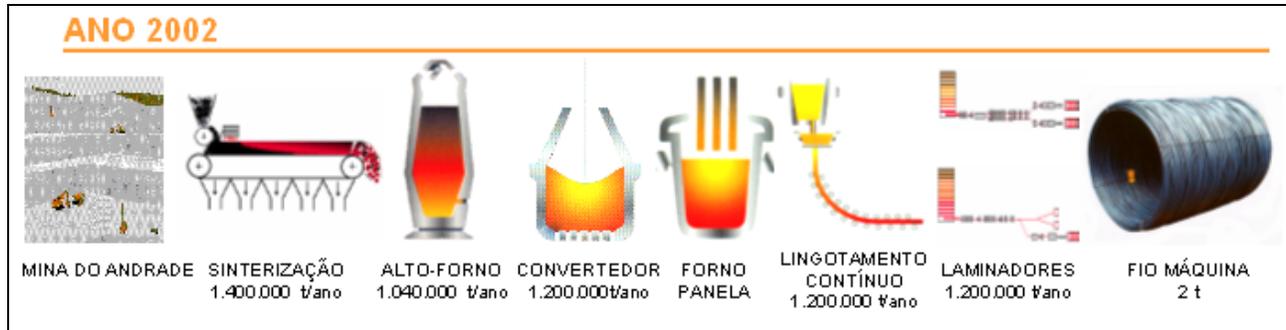


Figura 3 : Diagrama funcional da usina Monlevade - Belgo

Esta planta é composta pela Mina do Andrade, que é o local onde se retira parte do minério de ferro usado no processo de fabricação do aço. Depois desta etapa de extração, o minério de ferro será enviado para a sinterização. Na sinterização, uma mistura de pó de minério de ferro (até 10 mm), materiais ferrosos reciclados, material fluxante e coque como combustível, será convertida em pelotas com uma determinada composição química e com um tamanho de grão adequados para uma ótima operação do alto-forno.

O gusa é produzido pelo alto-forno pela fusão do minério de ferro em uma atmosfera redutora. O minério de ferro é composto por ferro e oxigênio. A redução é a extração do oxigênio do ferro. Em resumo, sinter, pelotas, coque e material fluxante serão carregadas para dentro do alto-forno através do topo do forno. O gás para redução é criado na região das ventaneiras pela reação do coque com o ar quente injetado pela parte inferior do alto-forno, e que está a uma temperatura de 1000 °C à 1200 °C. Esta combustão não gera somente o gás para a redução, mas também o calor necessário para derreter o ferro reduzido.

Na aciaria, o gusa vindo do alto-forno é convertido em aço, dentro do convertedor, através do sopro de oxigênio puro na parte de cima do banho de metal quente. O aço líquido é então desoxidado e ajustado suas características químicas conforme a solicitação das especificações técnicas.

Depois, o aço líquido que está dentro do forno panela, é despejado na máquina de lingotamento contínuo que irá transformar o aço líquido em tarugos.

Os tarugos vindos do lingotamento contínuo são armazenados, e posteriormente, transportados para o forno de reaquecimento, onde são aquecidos até atingirem a temperatura adequada para serem laminados. No laminador, sofrerão deformações físicas, para atingirem a especificação de diâmetro solicitada pelo cliente, e receberão um tratamento térmico para garantia da dureza do aço conforme solicitação do cliente.

Já conhecendo o processo em que será inserido o presente trabalho, agora serão apresentados com mais detalhes, o princípio de funcionamento do alto-forno e o mecanismo de formação e retirada do cascão. Nos tópicos seguintes, também serão apresentados os principais parâmetros operacionais que poderão ser usados na detecção do cascão.

2.1 Princípio de funcionamento do alto-forno

O alto-forno é um equipamento usado pela indústria siderúrgica para fazer a redução do minério de ferro, transformando-o em gusa, que é um estágio intermediário antes de se transformar em aço.

Seu princípio de funcionamento consiste em um grande volume de ar aquecido a aproximadamente 1100 °C. Este ar sendo insuflado pelas ventaneiras irá reagir com o coque, gerando o gás CO e calor. Esta reação estabelece uma taxa de consumo de coque, e assim, o fluxo ascendente de gás (reductor) em alta temperatura irá trocar calor com a carga, determinando as isotermas no interior do alto-forno. Na região inferior do alto-forno, os gases à temperatura de 2100 °C irão fundir o ferro já reduzido e a escória, bem como aquecê-lo até as temperaturas de vazamento, que ocorrem entre 1480 °C e 1520 °C [Apostila operação, 1998].

Estabelece-se então uma taxa de fusão, determinando um ritmo de alimentação de carga, que por sua vez, criará um fluxo descendente de materiais sólidos. A oxidação do minério de ferro na presença do gás reductor, é conhecida como processo de redução do minério. O material não metálico presente no minério não será reduzido, sendo apenas fundido e retirado do alto-forno junto da escória.

De uma maneira mais detalhada, poderíamos dizer que existem dois processos que caracterizam o funcionamento de um alto-forno: o processo físico e o processo químico.

2.1.1 Processo físico

Os gases produzidos pela combustão do carbono do coque sobem no alto-forno, saindo pelo topo [Apostila operação, 1998]. O espaço criado por essa combustão e pela fusão do material da carga é continuamente ocupado pelo material que desce na coluna de carga. Portanto, existem duas correntes em direções opostas, sendo possível distinguir quatro regiões dentro do alto-forno de acordo com o comportamento físico dos materiais [Apostila operação, 1998], estas regiões estão mostradas na Figura 4.

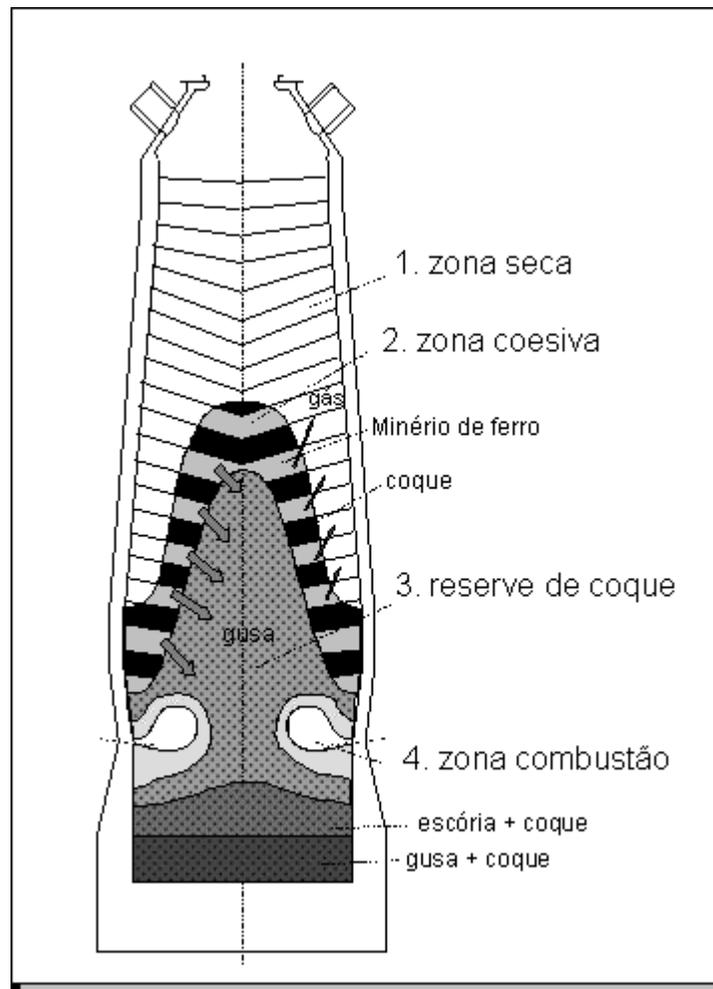


Figura 4 : Zonas de reação dentro do Alto-forno.

Zona granular (zona seca ou *solid burden*)

Esta é a parte mais alta do alto-forno, onde a carga (camadas alternadas de sinter/minério e coque) é aquecida pelos gases que estão subindo das zonas inferiores, sem que o material se funda. Esta área contém duas fases – uma sólida (coque e sinter/minério) e a outra gasosa (os gases gerados na parte inferior do forno).

Zona coesiva (*cohesive zone*)

Nesta área é onde a carga metálica se funde. Como a coluna de carga é constituída por camadas alternadas de coque e sinter, e o coque ainda se encontra no estado sólido, pode-se observar camadas mais porosas (coque) e menos porosas (sinter e minério), forçando a passagem dos gases pelas camadas de coque (janelas de coque) desta zona. Existem nesta região três fases presentes: líquida, sólida e gasosa.

Zona de reserva de coque (*coke reserve*)

A única substância que não se funde é o coque. Desse modo, abaixo da zona coesiva observa-se uma fase sólida constituída apenas de coque. Essa estrutura de coque sustenta toda a carga do forno, apoiando-se na base do cadinho. O gusa se movimenta pelos vazios dessa estrutura de coque no cadinho, e a escória, por ser menos densa, flutua sobre ele. Também nessa região existem três estados físicos presentes.

Zona de combustão (*combustion zone*)

Na frente das ventaneiras se forma a zona de combustão ou *raceway*. O coque existente na zona de reserva de coque é fornecido para a combustão, sendo substituído pelo coque que desce na carga. Na zona de combustão só se observam substâncias gasosas.

2.1.2 O processo químico

O processo químico pode ser verificado através do balanço de massa [Apostila operação, 1998]. Na Tabela 1, pode-se ver quais são as substâncias que entram e as que saem do alto-forno :

Tabela 1 : Balanço de massa de um Alto-forno típico.

	Entrada	Saída
Topo	Através do carregamento <ul style="list-style-type: none">• Sinter (59,5% Fe)• Pelotas (66% Fe)• Coque (89% C)• Fundente (sílica)	Através do sistema limpeza de gás <ul style="list-style-type: none">• Gás• Poeira<ul style="list-style-type: none">○ Sinter○ Coque○ Fundente
Base	Através das ventaneiras <ul style="list-style-type: none">• Sopro ($N_2 + O_2 + H_2O$)• Carvão pulverizado + N_2• Vapor• Oxigênio	Através do furo de gusa <ul style="list-style-type: none">• Gusa• Escória

Nas tabelas 2,3,4 e 5, pode se ver a composição química típica de diversas substâncias usadas e produzidas pelo alto-forno:

Tabela 2 : Composição química da carga metálica.

Componente (%)	Fe	CaO	SiO ₂	Al ₂ O ₃	MnO
Sinter	59,5	9,0	5,0	1,10	0,20
Pelotas	66,0	2,4	2,2	0,89	0,02

Tabela 3 : Composição química do combustível.

Componente (%)	C	H ₂ O	Cinzas	Voláteis
Coque	89	4,3	10,6	0,7
Carvão pulverizado		1,0	8,0	32,0

Tabela 4 : Composição química do produto principal.

Componente (%)	Fe	C	Mn	Si	P	S
Gusa	94,4	4,8	0,28	0,38	0,12	0,018

Tabela 5 : Composição química dos sub-produtos.

Componente (%)	Cão	SiO ₂	Al ₂ O ₃	MgO	MnO	S	CO	CO ₂	H ₂	N ₂
Gás de alto-forno	-	-	-	-	-	-	22,0	22,0	4,5	53,0
Escória	42,0	36,0	12,0	9,5	0,62	1,03	-	-	-	-

Este resultado corresponde ao gás de alto-forno seco. Esse gás ainda contém aproximadamente 3,0% de umidade evaporada da carga.

Um processo químico importante que ocorre em um Alto-forno é o da redução. A reação de redução consiste da retirada de oxigênio de um óxido. Em um alto-forno estes compostos consistem de óxido de ferro a serem reduzidos no sinter ou no minério. A remoção do oxigênio dos óxidos só é possível na presença de uma substância (reduzidor) que tenha uma maior afinidade por oxigênio do que a substância presente no óxido. No alto-forno o agente redutor deve ter maior afinidade por oxigênio do que o Fe, Si, e outros elementos químicos presentes na carga.

Isto ocorre no caso do carbono, do CO e do H₂. Nesses casos uma diferenciação é feita entre a redução direta (com C) e a redução indireta (redução gasosa com CO ou H₂).

2.1.3 Mudanças na temperatura dos gases durante sua subida no alto-forno

A Figura 5 mostra as variações na temperatura dos gases ao longo do alto-forno [Apostila operação, 1998], no lado direito, temos as temperaturas das isotermas dentro do alto-forno.

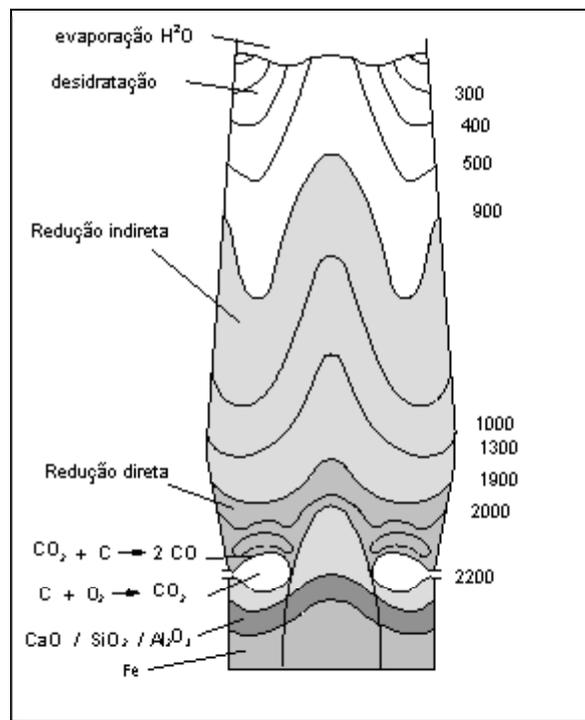


Figura 5 : Perfil da temperatura por zona de reação dentro do Alto-forno.

a) As temperaturas médias encontradas nas diversas regiões são:

Tabela 6 : Temperatura média por zona do alto-forno.

ventaneira	± 2100°C
rampa	± 1500°C
cuba	± 1000°C
goela	± 120 °C

b) Variações na temperatura ao longo da seção do alto-forno

A temperatura não é constante ao longo de uma seção particular do alto-forno, como pode ser visto na Figura 5.

Com uma alta taxa coque/minério no centro do forno, há um fluxo maior de gases por essa região, provocando maiores temperaturas em comparação com regiões mais periféricas do alto-forno. Na mesma seção horizontal podem-se observar temperaturas entre 400°C e 800°C.

2.1.4 Perdas Térmicas

Perdas térmicas são as perdas de calor do alto-forno através das paredes do aparelho. Este é um valor calculado pelo sistema supervisor do alto-forno, e é feito usando a diferença de temperatura da água de refrigeração entre a entrada e a saída da mesma pelos tubos dos *staves*, ou seja:

$$\text{Perdas Térmicas} = (TASS - TAES) VAS$$

Sendo: *TASS* = Temperatura da água de saída dos *staves*

TAES = Temperatura da água de entrada dos *staves*

VAS = Vazão de água nos *staves*

Estes dados estão disponíveis por quadrantes ou por região do alto-forno (região coberta por *staves* de ferro fundido ou por *staves* de cobre).

As perdas térmicas constituem um importante indicador do estado das paredes do alto-forno, pois podem indicar a presença de cascão, se muito baixas, ou o risco de danos ao elemento refrigerador, se muito altas.

2.2 Formação de cascão

Experiências com sondagens em altos-fornos operando e inspeções de altos-fornos, mostraram que existe uma circulação de álcalis nas zonas de altas temperaturas. Destas investigações foi possível concluir que existem altas quantidades de sódio (Na) e potássio (K) nas regiões mais baixas do alto-forno, na fase gasosa, na forma de poeira e no material sólido [Apostila operação, 1998][Currier et al., 1988][Lilius, 1980].

Inspeções em altos-fornos parados também encontraram “cascões”, e estes eram bastante ricos em álcalis.

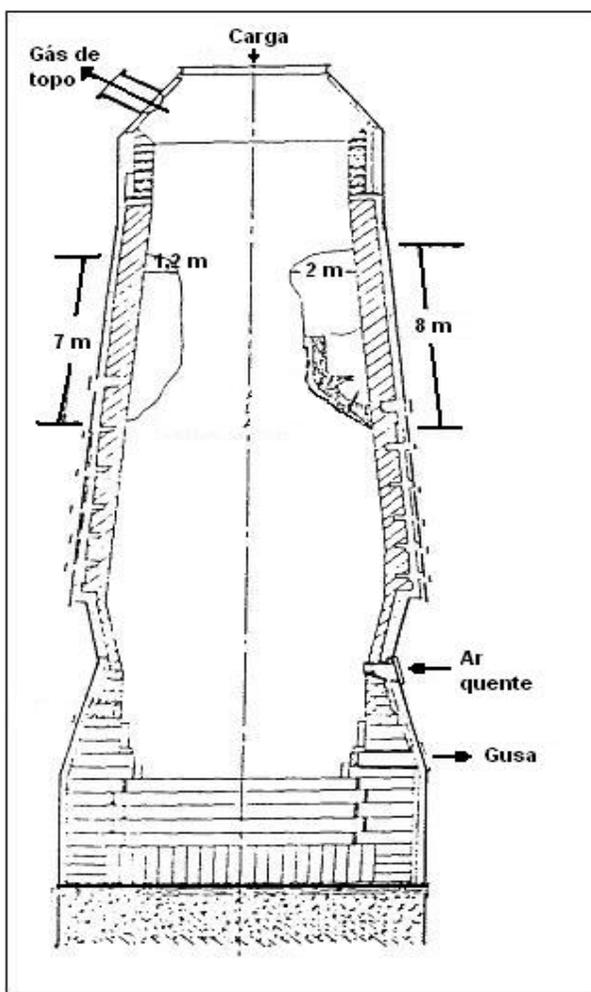


Figura 6 : Cascão formado por álcalis.

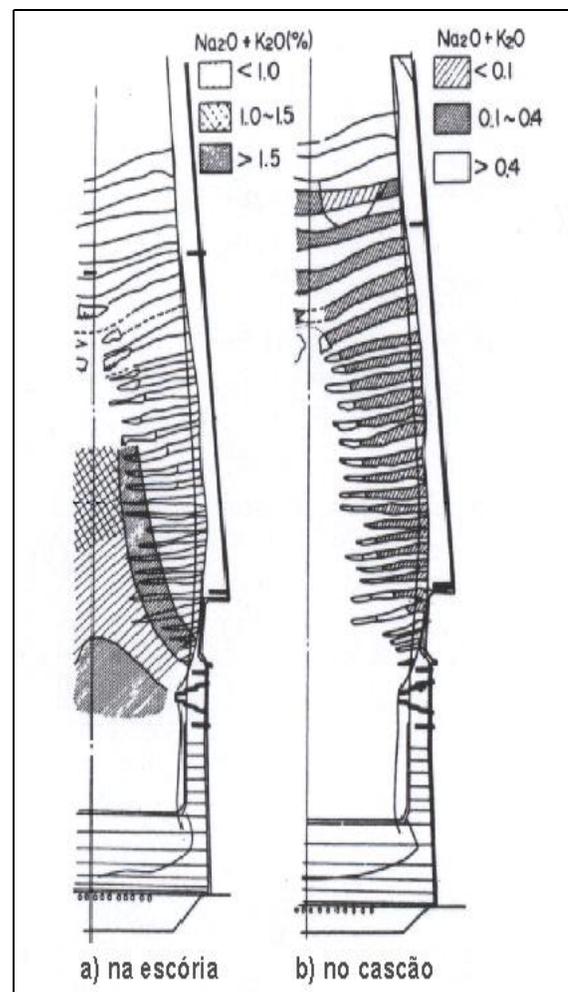


Figura 7 : Distribuição do álcalis no alto-forno.

A acumulação de álcalis, Figura 7, só pode ser explicada pela presença de uma quantidade de álcalis circulando entre duas zonas no alto-forno, sofrendo sucessivas oxidações e reduções [Lilius, 1980].

Um dos possíveis ciclos de forma de álcalis pode ser descrito como: O potássio entra na forma de silicatos. Então se atinge um equilíbrio entre o vapor de potássio e o K_2O da escória. O vapor de potássio sobe no alto-forno e forma KCN. Em regiões mais altas do forno, na presença de CO_2 , forma-se carbonato de potássio, que desce novamente no forno junto ao material sólido. Desta forma começa o ciclo dos álcalis.

Porém, quando este cascão atinge proporções tais que a carga, em algumas partes ou em toda a seção do forno, para de descer normalmente, se costuma dizer que o forno está engaiolado [Capees et al., 1986]. A permeabilidade (facilidade que o ar quente tem de passar pela carga sólida, em direção ao topo do alto-forno) da carga cai, e em alguns lugares chega a zero. Isto causa um considerável aumento da pressão na frente das ventaneiras (em alguns casos atinge até o máximo da pressão permitida no soprador). O forno então não aceita mais sopro. A descida de carga continua lenta na região engaiolada e forma um vazio na região logo abaixo, o que torna a situação perigosa. Quanto mais engaiolada estiver a carga, maior o perigo dela se soltar e causar sérios danos ao forno. Uma outra consequência da presença de cascão dentro do alto-forno é quando este cascão é de tamanho considerável e se solta, causando a quebra das ventaneiras, ou acidentes de trabalho envolvendo os operadores da área de corrida.

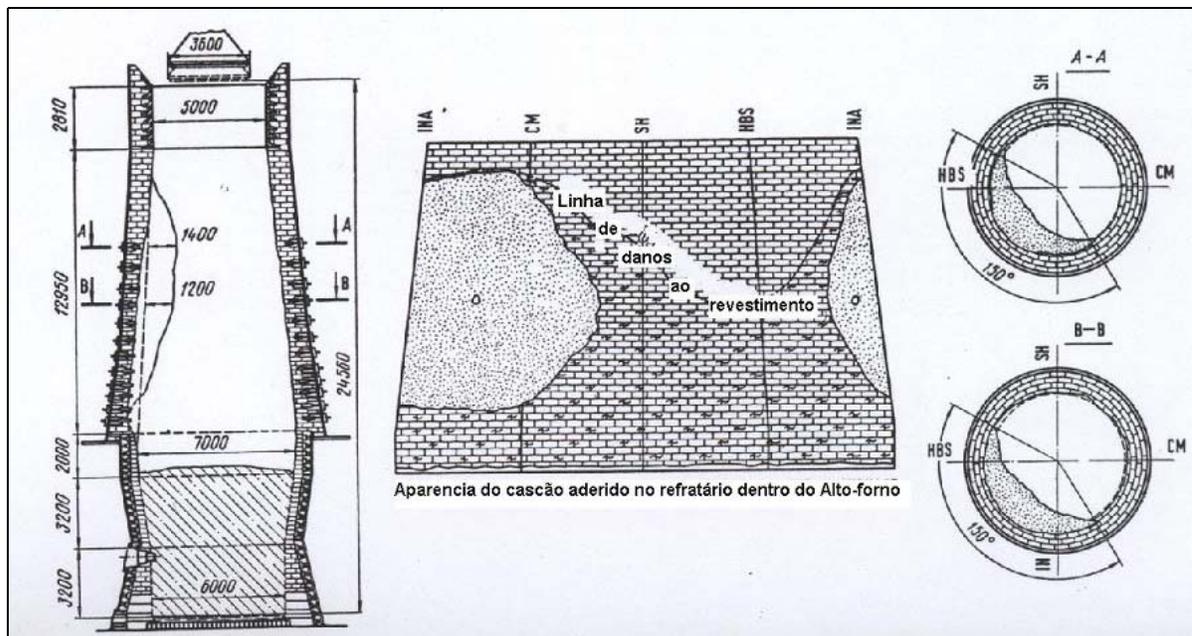


Figura 8 : Uma típica ilustração de um cascão formado em uma das seções do alto-forno.

[Bitsadze et al., 1987]

Na Figura 9, Figura 10 e Figura 11 podem-se ver as fotos reais de um cascão, que estavam dentro do alto-forno 5 da Belgo [Fotos Belgo, 1999].



Figura 9 : Visão interna do topo do alto-forno, podendo ver as crostas de cascão.

[Fotos Belgo, 1999]



Figura 10: Visão interna a partir do topo do alto-forno 5 da Belgo.

[Fotos Belgo, 1999]



Figura 11: Visão da parede lateral do alto-forno 5 da Belgo.

[Fotos Belgo, 1999]

2.3 Técnicas clássicas de detecção de cascão

A identificação da formação do cascão pode ser observada a partir dos seguintes itens:

1. Baixa produção, tendência a engaiolar;
2. Alta geração de pó no coletor de poeira; o cascão na cuba muda a direção dos gases, aumentando sua velocidade – este gás irá arrastar mais poeira;
3. Redução da perda térmica;
4. Alto rendimento “calculado” do Alto-forno.

É sabido que a formação do cascão altera a perda térmica do Alto-forno [Diemers, 1966], como pode ser visto no gráfico da Figura 12, onde se pode observar os baixos níveis de perdas térmicas, devido a presença de cascão entre os dias 1 e 5, no dia 6, houve a parada do alto-forno para remoção do cascão, e seu retorno a uma condição de marcha normal (dia 7 ao dia 17), onde se pode observar a redução da perda térmica, prenunciando uma nova formação de cascão. Neste gráfico, temos duas curvas de perda térmica, uma referente à posição 90 graus e outra à posição 270 graus em relação ao furo de gusa (local por onde sai o gusa do alto-forno).

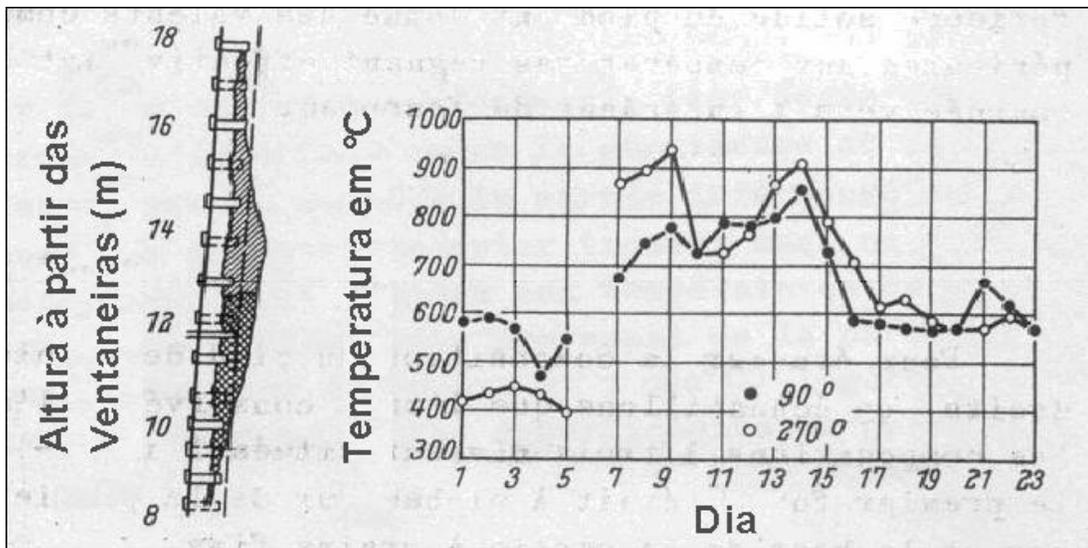


Figura 12: Evolução das perdas térmicas de um alto-forno.

Desta maneira, o sistema proposto de detecção será baseado nas perdas térmicas para detecção e diagnóstico da presença do cascão.

Ainda não se tem notícia da existência de algum sistema automático de detecção e alarme da formação do cascão. Normalmente, a equipe de apoio do Alto-forno analisa manualmente os dados de produção e geração de pó para tentar caracterizar a existência de cascão no Alto-forno.

Por ser um trabalho manual, a precisão na localização e alarme da formação do cascão é muito deficiente, impossibilitando que ações corretivas sejam tomadas a tempo de reverter os danos e prejuízos causados pela sua formação.

2.4 Técnicas de prevenção e retirada de cascão

Se o cascão não for removido a tempo, corre o risco dele incrustar dentro do alto-forno, de tal maneira, que será preciso uma parada total do alto-forno para sua remoção [Labee, 1997], o que não é desejável por afetar a produção de gusa da planta. A duração de uma parada para retirar o cascão incrustado nas paredes de um alto-forno, pode durar até 12 dias! Que é o tempo necessário para esfriar o forno, permitindo a entrada de trabalhadores e máquinas, e o posterior reaquecimento do equipamento. Deste tempo, 80 horas são alocadas somente para remoção do cascão das paredes internas do alto-forno.

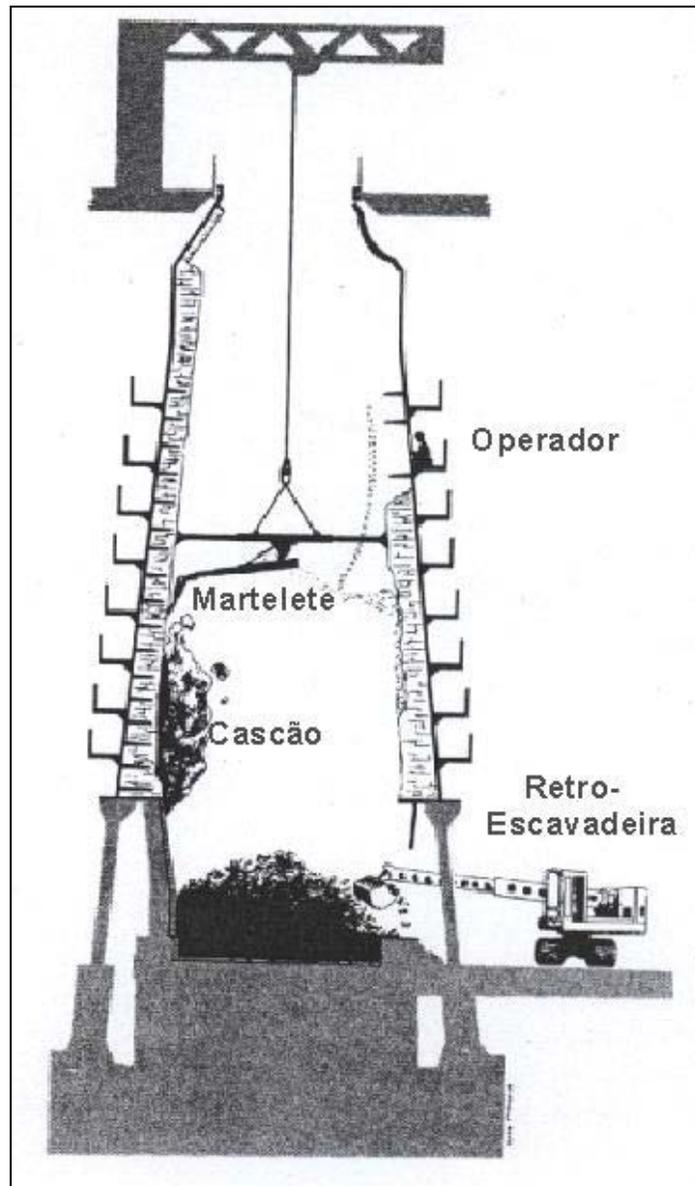


Figura 13: Um dos processos de retirada do cascão das paredes de um Alto-forno.

Uma vez que o forno esteja frio, são usados marteletes ou perfuratrizes (ver Figura 14 e Figura 15) para a retirada do cascão [Labee, 1997], ou em casos mais graves, pode ser necessário fazer uso de dinamite.

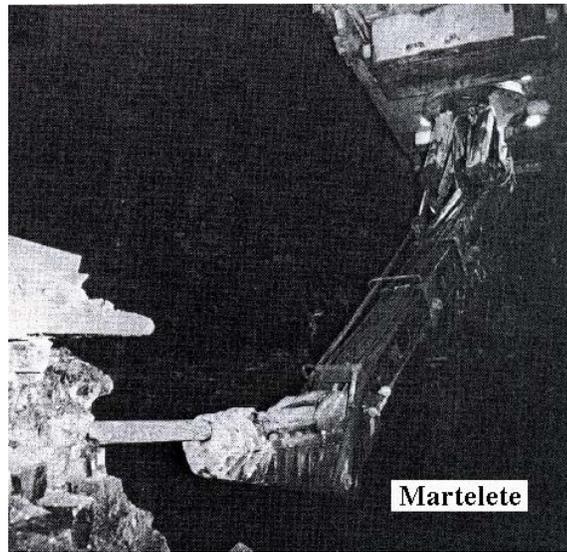


Figura 14: Usando uma perfuratriz para arrancar os pedaços de cascão.



Figura 15: Operador usando uma perfuratriz para arrancar os pedaços de cascão.

Para fazer prevenção contra a formação de cascão, conforme [Apostila operação, 1998] e [Bitsadze et al., 1987], o operador pode tomar as seguintes medidas :

- 1) Promover o fluxo gasoso na parede. Isto pode ser feito das seguintes maneiras:
 - a) reduzindo a velocidade de sopro nas ventaneiras;
 - b) aumentando a pressão de topo;

- c) baixando a temperatura de sopro;
 - d) usando ventaneiras especiais (grande diâmetro);
 - e) alterar a distribuição de carga, permitindo uma maior concentração de coque nas paredes.
- 2) Criar uma condição mais ácida dentro do forno, através do carregamento de quartzo;
 - 3) Aumentando levemente a temperatura da água de refrigeração para provocar um choque térmico.

O que vai definir qual a estratégia será uma análise baseada no histórico do alto-forno e nas condições operacionais atuais.

2.5 Alto-forno A da Belgo

Para testar a metodologia de detecção e diagnóstico de cascão proposta neste trabalho será utilizado como exemplo o alto-forno A da usina de Monlevade da Belgo, que iniciou a sua produção em 1937. Foi uma usina em que, tradicionalmente, usou-se o carvão vegetal. Em 1980 iniciou sua operação, totalizando ao longo dos anos, 5 altos-fornos operando a carvão vegetal, produzindo em conjunto, cerca de 840.000 t/ano. Na década de 90, iniciaram-se as experiências com coque, sendo que, a partir de 1992, o alto-forno 5, o maior e mais moderno da empresa, passou a ser operado com 100% de coque.



Figura 16: Foto do alto-forno A da Belgo - Usina Monlevade

Tendo conseguido um maior domínio na utilização de coque e estando a usina de Monlevade desbalanceada quanto à oferta de gusa, foram feitos estudos considerando a ampliação dos altos-fornos então existentes. Entretanto, estes estudos mostraram ser mais atrativo concentrar toda a produção de gusa em um novo alto-forno. Os motivos principais que levaram à implantação do alto-forno “A” foram:

- (a) atendimento completo às exigências ambientais;
- (b) redução significativa do custo do gusa, garantindo a competitividade da usina;
- (c) balanceamento da produção da usina, dispensando a compra de tarugos de terceiros;
- (d) atualização tecnológica.

A decisão pela implantação foi tomada em maio de 1997 e, em 19 de dezembro de 1999, este novo alto-forno entrou em operação.

O novo alto-forno, denominado alto-forno “A”, tem sua capacidade nominal de 1.040.000 ton/ano.

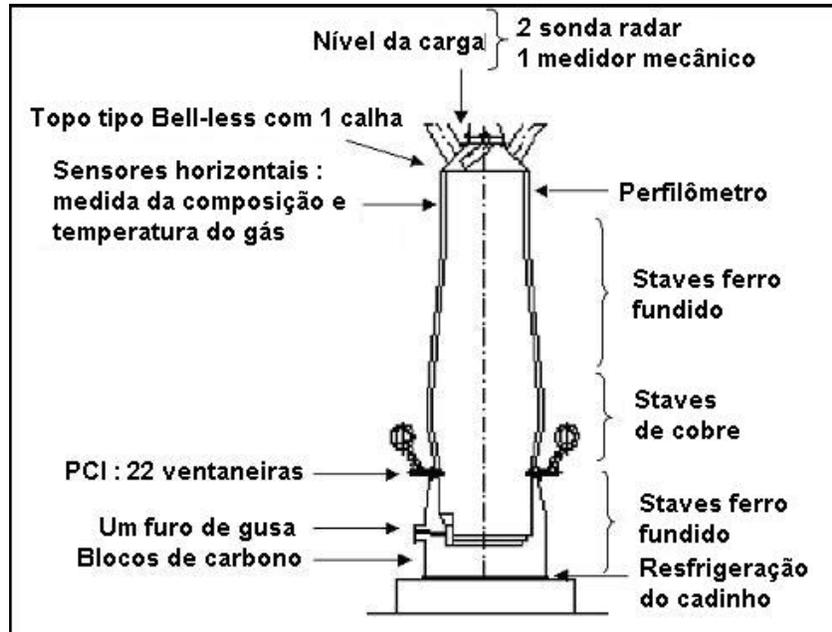


Figura 17: Visão simplificada dos principais componentes do Alto-forno A.

A Figura 17 mostra um desenho simplificado do alto-forno A, com alguns de seus principais componentes. As principais características operacionais deste alto-forno são:

- (a) área ocupada restrita, devido às limitações de espaço existentes;
- (b) uso de “*staves*” de cobre e ferro fundido somente com uma camada protetora de refratário, com espessura de 120 mm;
- (c) sistema de recirculação de água totalmente fechado;
- (d) carregamento tipo “sem cone”, com um silo no topo;
- (e) sistema de silos compactos;
- (f) casa de corrida compacta e com somente um furo de gusa;
- (g) três regeneradores de calor;
- (h) elevado grau de automação.

Os principais dados técnicos do alto-forno “A” podem ser vistos na Tabela 7.

Tabela 7 : Parâmetros de funcionamento do Alto-forno.

Parâmetro	Unidade	Valor
Produção anual	t	1.040.000
Produção diária	t	3.000
Diâmetro do cadinho	m	8,0
Volume útil	m ³	1.186
Volume interno	m ³	1.357
Número de ventaneiras	-	22
Número de furos de gusa	-	1
Pressão do topo	bar	1,50
Vazão de sopro	Nm ³ /h	140.000
Pressão de sopro	bar	3,00

Considerou-se um índice de funcionamento de 95% para a capacidade nominal de 1.040.000 ton/ano o que representa 3.000t de gusa/dia.

A carga metálica, originalmente prevista como sendo de 60% de sinter, 20% de “pelotas” e 20% de minério granulado, com as melhorias dos resultados da sinterização passou a 80% de sinter, 5% de “pelotas” e 15% de minério granulado, possibilitando reduzir o custo do ferro gusa; esta composição da carga tem sido praticada desde o início de operação. Com isto, atinge-se um volume de escória da ordem de 267 kg/ton de gusa. Todo o ferro gusa produzido é enviado à aciaria com o teor de silício na faixa de 0,25 a 0,55%.

Capítulo 3 - Ferramentas Empregadas

3.1 Introdução

O modelo ANFIS (*Adaptive Neuro-based Fuzzy Inference System*) foi desenvolvido por J.R. Jang em 1993 [Jang, 1997] [Faq ANFIS], e é funcionalmente equivalente ao sistema de inferência nebulosa, inicialmente proposto por Takagi e Sugeno. A capacidade adaptativa da rede ANFIS permite que ela tenha aplicações em varias áreas, como por exemplo, controle adaptativo, processamento e tratamento de sinais, classificação de dados e outras. Uma propriedade interessante deste modelo é que um conjunto de parâmetros pode ser decomposto para utilizar uma regra de aprendizagem híbrida, mais eficiente que os mecanismos tradicionais.

A deficiência do modelo ANFIS original está no fato de que a geração de regras se dá pela enumeração de todas as possíveis combinações da função de pertinência de todas as entradas. Por exemplo, para um sistema de inferência nebulosa com 10 entradas, cada qual com 2 funções de pertinência, teríamos 1024 ($=2^{10}$) regras possíveis. Portanto, o número de regras cresce de forma exponencial com o número de entrada. Este fato inviabilizar a aplicação dessa topologia em problemas com o número de entradas elevado.

Com o foco nesta deficiência, o desenvolvimento da modificação da topologia ANFIS tem como objetivo, substituir a camada de entrada original da rede ANFIS por uma camada de neurônios, substituindo as regras a serem geradas por pesos a serem ajustados. Esta nova topologia, que chamaremos de ANFIS modificada, permitirá que o modelo ANFIS seja usado em aplicações com múltiplas entradas, sem um grande custo computacional, e com menor tempo de treinamento, podendo substituir facilmente outros métodos de modelagem.

3.1.1 Modelo ANFIS

Será inicialmente apresentado o Sistema ANFIS clássico [Jang, 1993]. Assumindo que o sistema de inferência nebulosa a ser considerado tenha duas entradas x e y e uma saída f . Supondo que a base de regras contenha apenas “2” regras nebulosas *se-então* do tipo *Takagi e Sugeno*, teremos :

Regra 1: Se x é A_1 e y é B_1 , então $f_1 = p_1x + q_1y + r_1$

Regra 2: Se x é A_2 e y é B_2 , então $f_2 = p_2x + q_2y + r_2$

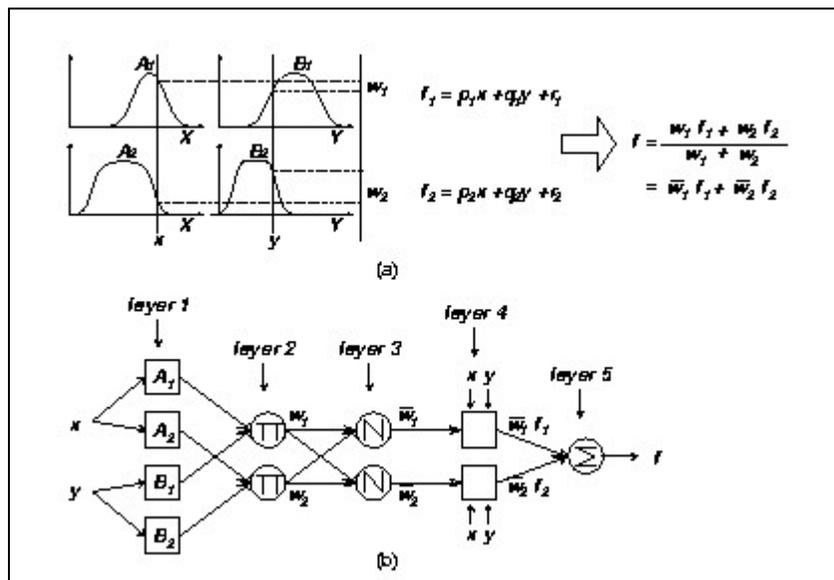


Figura 18: Representação da rede ANFIS.

3.1.2 Proposta do modelo ANFIS modificado

A proposta atual, é substituir as camadas 1,2 e 3 da rede ANFIS original, por uma camada de neurônios, objetivando com isto, reduzir a complexidade computacional característica do ANFIS em situações em que e necessário se trabalhar com uma quantidade elevada de entradas e regras.

Um esboço da topologia ANFIS modificada proposta, pode ser vista na Figura 19. Pode se ver claramente as diferenças nas camadas 1,2 e 3 em relação ao modelo ANFIS convencional (Figura 18).

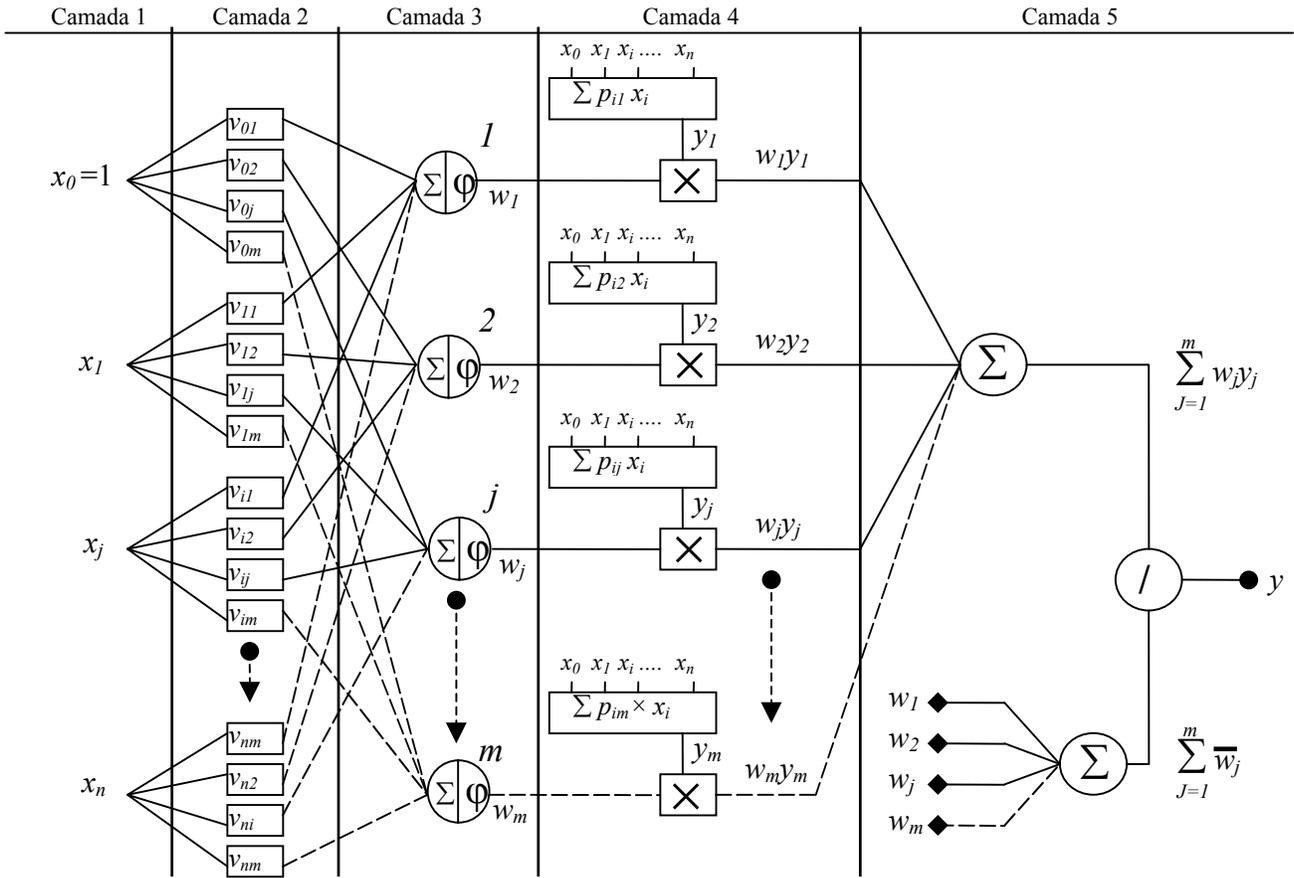


Figura 19: Topologia ANFIS modificada.

Nesta topologia ANFIS modificada, a saída é calculada da seguinte forma:

$$y = \frac{\sum_{j=1}^m w_j y_j}{\sum_{j=1}^m w_j} = \sum_{j=1}^m \bar{w}_j y_j \quad (1)$$

onde :

$$\bar{w}_j = \frac{w_j}{\sum_{j=1}^m w_j} \quad (2)$$

$$y_j = \sum_{i=0}^n p_{ij} x_i \quad (3)$$

$$w_j = \varphi \left(\sum_{i=0}^n v_{ij} x_i \right) \quad (4)$$

$$y = \frac{\sum_{j=1}^m \left[\phi \left(\sum_{i=0}^n x_i v_{ij} \right) \left(\sum_{i=0}^n p_{ij} x_i \right) \right]}{\sum_{j=1}^m \phi \left(\sum_{i=0}^n x_i v_{ij} \right)} \quad (5)$$

onde $\varphi(\cdot)$ é a função de ativação, tipo tangente hiperbólica, sigmóide, gaussiana, etc..

3.1.3 Algoritmo de aprendizado da topologia ANFIS modificado

Nesta topologia ANFIS modificada, será usada uma regra de aprendizado híbrida, a proposta será a de usar o *backpropagation*, para ajustar os pesos v_{ij} , e o método dos mínimos quadrados para o ajuste dos parâmetros lineares p_{ij} .

Na Tabela 8, está resumizado o processamento do modelo para a fase de ajuste dos parâmetros (treinamento).

Tabela 8 : Tabela resumo das ações de cada camada.

	Sentido <i>Forward</i>	Sentido <i>Backward</i>
Pesos da 1ª camada (v_{ij})	Fixos	<i>Backpropagation</i>
Parâmetros lineares (p_{ij})	Mínimos quadrados	Fixo

3.1.3.1 Aprendizado Backward – *backpropagation*

Para ajuste dos pesos da primeira camada será utilizada a função erro quadrático:

$$e = \frac{1}{2} (y - y_d)^2 \quad (6)$$

onde, y é a saída do modelo e y_d a saída desejada.

Considerando o método do gradiente para minimizar a função erro, pode-se escrever:

$$v_{ij}(k+1) = v_{ij}(k) - \alpha \frac{\partial e}{\partial v_{ij}} \quad (7)$$

onde, α = taxa de aprendizado.

$$\frac{\partial e}{\partial v_{ij}} = \frac{\partial e}{\partial y} \frac{\partial y}{\partial \bar{w}_j} \frac{\partial \bar{w}_j}{\partial w_j} \frac{\partial w_j}{\partial v_{ij}} \quad (8)$$

Trabalhando cada derivada da equação (14) separadamente, iremos obter:

$$\frac{\partial e}{\partial y} = (y - y_d) \quad (9)$$

$$\frac{\partial y}{\partial \bar{w}_j} = y_j \quad (10)$$

$$\frac{\partial \bar{w}_j}{\partial w_j} = \frac{1 - \bar{w}_j}{\sum_{j=1}^m w_j} \quad (11)$$

A derivada $\frac{\partial w_j}{\partial v_{ij}}$ será desenvolvida a seguir.

Lembrando que

$$w_j = \varphi \left(\sum_{i=0}^n v_{ij} x_i \right) = \varphi(a_j) \quad (12)$$

sendo

$$a_j = \sum_{i=0}^n v_{ij} x_i \quad (13)$$

então,

$$\frac{\partial w_j}{\partial v_{ij}} = \frac{\partial \varphi}{\partial a_j} \frac{\partial a_j}{\partial v_{ij}} \quad (14)$$

Nesta aplicação, utilizou-se a função sigmóide como função de ativação, portanto tem-se:

$$\varphi(a_j) = \frac{1}{1 + e^{-a_j}} \quad (15)$$

$$\frac{\partial \varphi}{\partial v_{ij}} = e^{-a_j} [\varphi(a_j)]^2 x_i \quad (16)$$

3.1.3.2 Aprendizado forward – Método dos Mínimos Quadrados

O objetivo desta etapa do treinamento, é a de minimizar a somatória do erro quadrático para os “T” padrões de treinamento, o que pode ser matematicamente representado por :

$$e = \frac{1}{2} \sum_{t=1}^T (y_t - y_{dt})^2 \quad (17)$$

onde : y_t é a saída da rede e y_{dt} é a saída desejada para o padrão “t”.

Neste caso, foi empregado o método dos mínimos quadrados para se obter os parâmetros p_{ij} .

3.1.4 Resultados

Para testar a eficiência da rede sugerida, serão feitos três experimentos onde serão comparados os resultados da rede ANFIS com os resultados da rede ANFIS modificada. Nas simulações apresentadas somente foi variado o número de funções de pertinência.

3.1.4.1 Experimento 1

Neste experimento, foi usada a função:

$$f(x) = \frac{\text{sen}(x)}{x} \quad (18)$$

Para o treinamento da rede, foi utilizado um vetor de pontos gerados a partir da equação (18), adicionado a um ruído de variância 0,1 com distribuição normal e média zero. Para validação foram usados dados sem ruído.

Os resultados podem ser visualizados na Figura 20 e na Figura 21. Foi utilizada uma rede ANFIS com 8 funções de pertinência e uma rede ANFIS modificada com 12 neurônios. Os tempos necessários para o treinamento das redes ANFIS e ANFIS modificada foram respectivamente 0,38 s e 0,77 s.

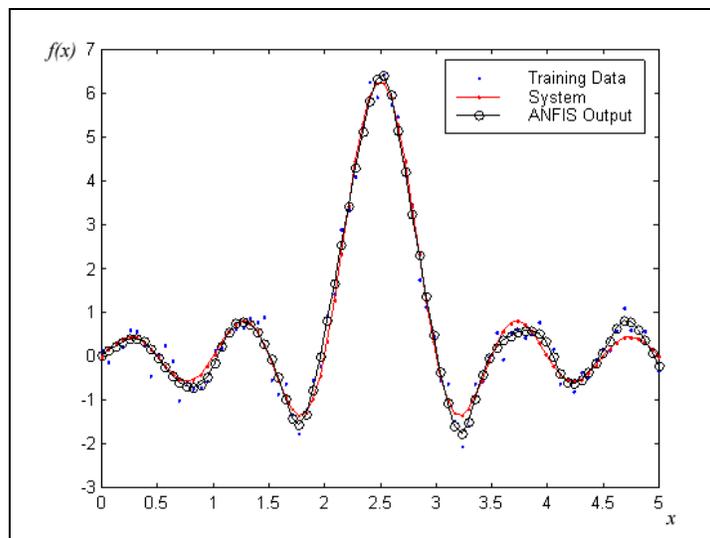


Figura 20: Experimento 1 - Resultado da rede ANFIS.

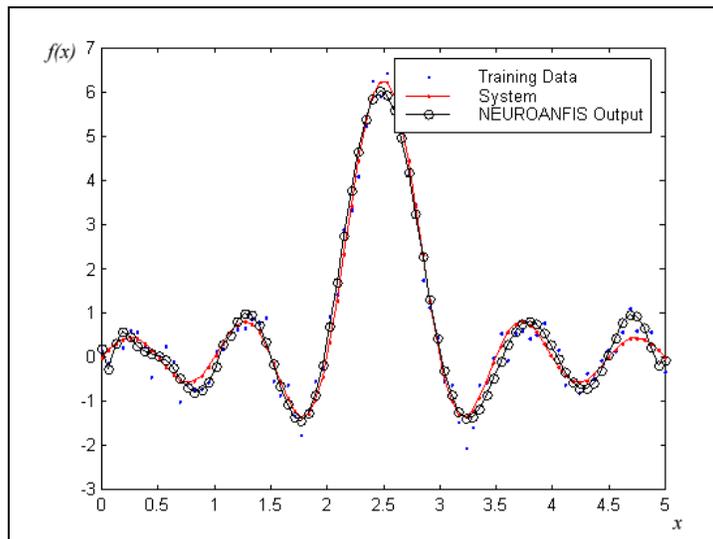


Figura 21: Experimento 1 - Resultado da rede ANFIS modificada.

3.1.4.2 Experimento 2

Neste experimento, foi usada a função:

$$f(x) = \frac{(x-2)(2x+1)}{(1+x^2)} \quad (19)$$

Para o treinamento da rede, foi utilizado um vetor de pontos gerados a partir da equação (19), adicionado a um ruído de variância 0,1 com distribuição normal e média zero. Para validação foram usados dados sem ruído.

Os resultados podem ser visualizados na Figura 22 e na Figura 23. A rede ANFIS foi configurada com 12 funções de pertinência, enquanto a rede ANFIS modificada empregada possui 12 neurônios. Os tempos necessários para o treinamento das redes ANFIS e ANFIS modificada foram respectivamente 0,49 s e 0,50 s.

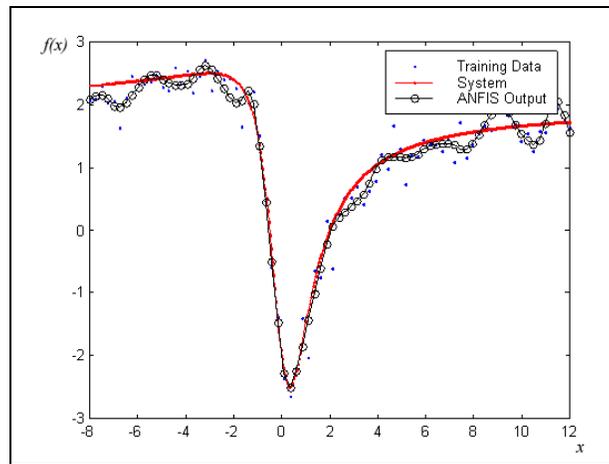


Figura 22: Experimento 2 - Resultado da rede ANFIS.

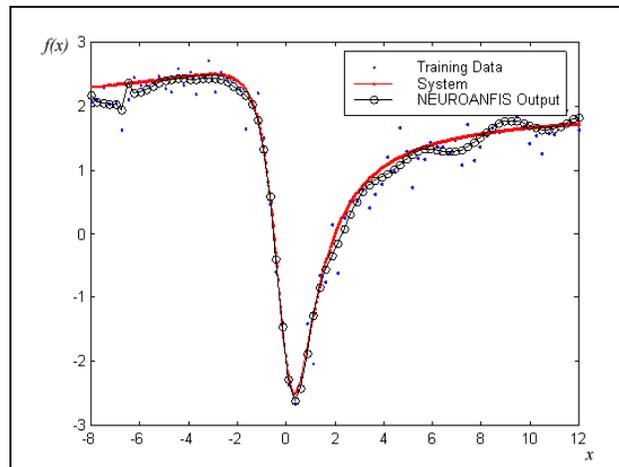


Figura 23: Experimento 2 - Resultado da rede ANFIS modificada.

3.1.4.3 Experimento 3

Os dados usados para este experimento, foram gerados a partir da função:

$$y = \text{sen}(2x_1 + x_2 - 0,3x_3) + 2x_4 + x_1x_2 + 2 \cos(x_3)^2 \quad (20)$$

Para o treinamento da rede, foi utilizado um vetor de pontos gerados a partir da equação (20), adicionado a um ruído de variância 0,1 com distribuição normal e média zero. Para validação foram usados dados sem ruído.

As variáveis x_1 , x_2 , x_3 e x_4 são as entradas e y a saída do sistema. Nos resultados deste experimento, Figura 24 e Figura 25, pode ser percebido claramente que a ANFIS torna-se inadequada para problemas com elevado número de entradas. O resultado da ANFIS modificada pode ser apreciado na Figura 26, onde foi gasto 0,22 s, e obteve-se uma excelente aproximação.

Quanto à rede ANFIS foram feitos dois testes. Em um deles, foram usadas 4 funções de pertinência, o tempo gasto foi de 135,34 s, e no outro foram usadas 6 funções de pertinência, e o tempo gasto para o treinamento foi de 1.441,80 s.

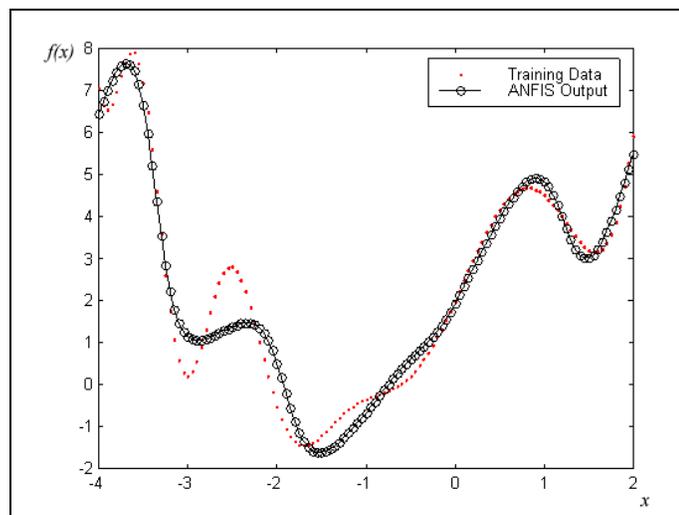


Figura 24: Experimento 3 - Resultado da rede ANFIS (4 funções de pertinência).

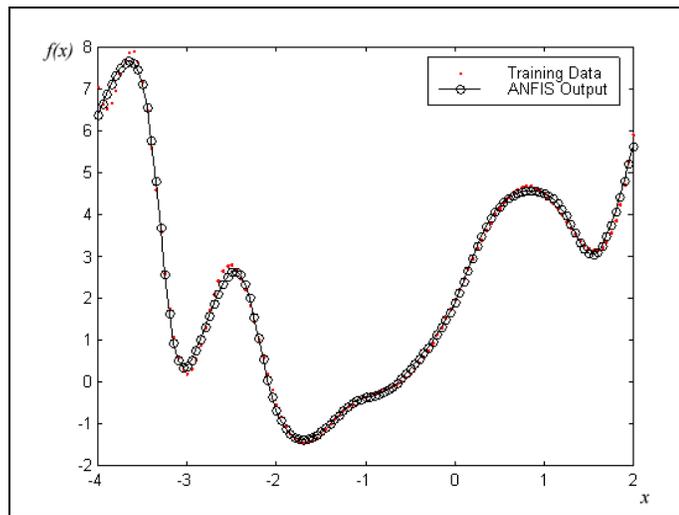


Figura 25: Experimento 3 - Resultado da rede ANFIS (6 funções de pertinência).

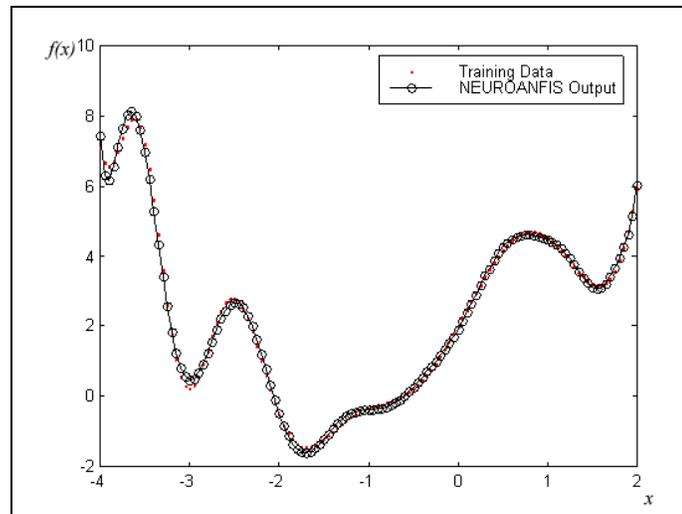


Figura 26: Experimento 3 - Resultado da rede ANFIS modificada.

3.1.5 Conclusões sobre a rede ANFIS modificada

A proposta de modificação da topologia ANFIS teve como objetivo principal superar as limitações impostas pela rede ANFIS convencional, que é a dificuldade de se trabalhar com um sistema que apresente muitas entradas. Isto, como já foi discutido, é devido à característica da rede ANFIS convencional, que é a de gerar regras para todas as combinações possíveis das funções de pertinência de cada entrada. Isto nos leva a um crescimento exponencial, quando estamos trabalhando com um número elevado de entradas. Por exemplo, para um sistema nebuloso com 10 entradas, e cada uma das entradas com 2 funções de pertinência, teríamos 1024 ($=2^{10}$) regras, o que pode ser considerado um desafio para qualquer método de aprendizado.

Na topologia ANFIS modificada, as mesmas 10 entradas nos levariam a trabalhar com apenas 100 ($=10^2$) pesos, o que de imediato, nos proporciona um menor esforço computacional, além de acelerar a convergência de nosso modelo, o que pode ser confirmado pelo experimento 3, que é um problema de maior dimensionalidade, onde o modelo ANFIS modificado se saiu muito melhor que o modelo ANFIS.

Capítulo 4 - Descrição do Sistema de Detecção e Diagnóstico de Cascão e Resultados Práticos

Neste capítulo será descrito o sistema de detecção e diagnóstico da formação de cascão e apresentados resultados práticos, referentes à operação com dados reais.

Inicialmente, foi escolhida uma estratégia de detecção baseada nas temperaturas dos *staves*, o que não permitiu uma detecção eficaz. Foi tentada uma nova estratégia, baseada nas perdas térmica, o que levou a um resultado bastante satisfatório.

4.1 Descrição

O diagrama em blocos do sistema utilizado para detecção de cascão em alto-forno, pode ser visto na **Erro! A origem da referência não foi encontrada.** Este sistema foi desenvolvido usando os recursos do MATLAB e da linguagem Delphi. A função básica de cada bloco, será descrita a seguir.

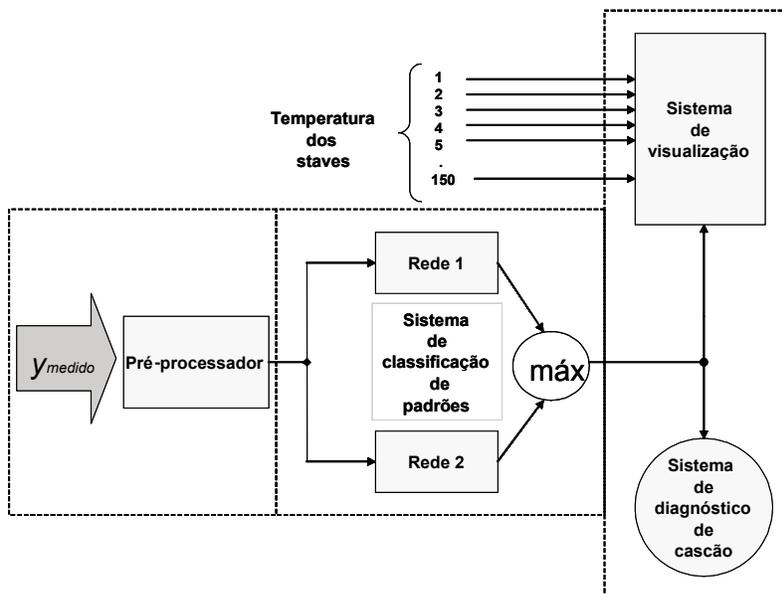


Figura 27 : Estrutura do sistema de detecção de cascão em alto-forno.

4.1.1 Pré-processador

Este módulo tem duas finalidades :

1 – Ler, a cada 60 segundos, os valores de perda térmica e temperatura dos *staves* do Alto-forno. Estes dados são retirados do banco de dados do sistema supervisório do alto-forno. Para isto, foi implementada uma rotina na linguagem de programação DELPHI.

2 – Fazer a validação dos valores lidos, para evitar que problemas de instrumentação introduzam ruídos nos valores a serem processados pelo sistema de diagnóstico e detecção. Esta validação é feita a partir da comparação do valor lido com um limite mínimo e um máximo, definido pela equipe de operação do alto-forno. Se este valor lido estiver fora desta faixa, será mantido o último valor válido lido pelo sistema, caso contrário, este valor será aceito.

4.1.2 Sistema de classificação de padrões

Este módulo é formado pela rede ANFIS modificada, e é responsável pelo processamento dos dados, para a detecção de presença de cascão.

Neste módulo, serão usadas duas redes. A rede 1 será treinada para indicar a presença de cascão e a rede 2 será treinada para indicar a ausência de cascão.

A saída da rede 1 indicará o grau de pertinência à presença de cascão, e a saída da rede 2 o grau de pertinência à ausência de cascão, desta maneira, se tivermos a certeza que existe um cascão dentro do alto-forno, deveremos obter um valor próximo a um na saída da rede 1 e próxima a zero na saída da rede 2.

O treinamento das redes são feitos de forma independente, na montagem da matriz de treinamento da rede 1, o valor desejado assumirá o valor 1 para as situações de presença de cascão e na montagem da matriz de treinamento da rede 2, o valor desejado assumirá o valor 1 para as situações de ausência de cascão.

As saídas das redes serão normalizadas, e o diagnóstico será feito a partir da comparação destas duas saídas. A rede que tiver o maior valor, será a rede vencedora e, portanto, será a responsável pelo diagnóstico. No gráfico da Figura 28, podemos ver um caso onde ocorre a transição de uma condição sem cascão para uma condição com cascão e o retorno para a condição sem cascão.

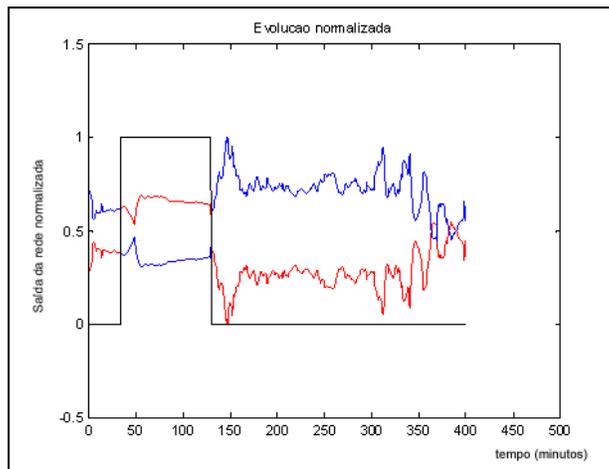


Figura 28: Saída da rede (com e sem cascão) x Valor real.

A vantagem em se utilizar esta topologia é que além de fornecer uma classificação *crisp*, o sistema também fornece o grau de pertinência do padrão para as duas classes. O operador do sistema poderá utilizar esta informação para tomar a sua decisão final. Além disso, pode-se avaliar a severidade do cascão a partir das duas saídas.

4.1.3 Sistema de visualização

Este é o módulo para interface homem-máquina, ele indica a presença, gravidade e a localização da camada de cascão. Este módulo fornece uma visão radial (Figura 29) e outra tridimensional (Figura 30 e Figura 31) do Alto-forno, permitindo uma clara identificação da posição e do perfil da camada de cascão. Na visão radial, é possível ver a espessura aproximada da camada de cascão, que será calculada a partir da medida de temperatura dos *staves*.

Na Figura 29 podemos ver um exemplo da tela de saída do módulo de diagnóstico para uma situação onde existe cascão. Nesta figura, podemos verificar que o cascão está localizado na parede contrária ao furo de gusa, e a casca vermelha nos permite visualizar a espessura aproximada da camada de cascão.

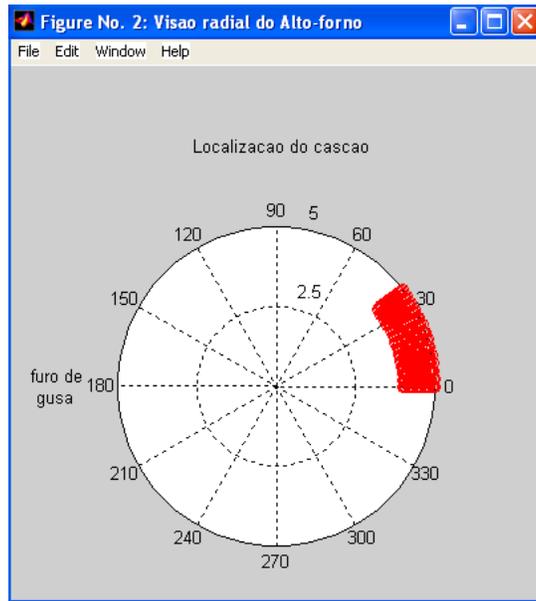


Figura 29: Representação da espessura e localização da camada de casco.

Outra tela exibida pelo módulo de diagnóstico, Figura 30 e Figura 31, nos permite localizar a altura onde se encontra a camada de casco que foi detectada pelo sistema.

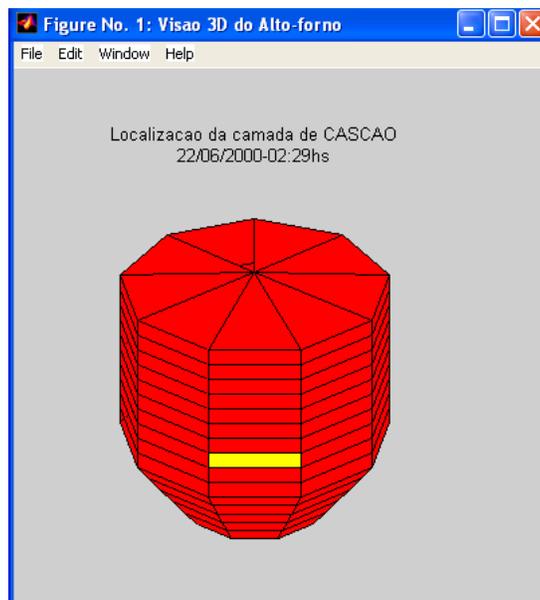


Figura 30: Representação inicial da localização da camada de casco.

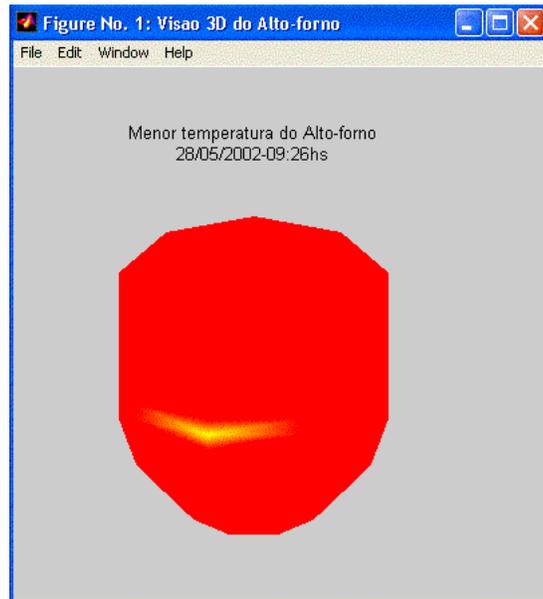


Figura 31: Nova representação da localização da camada de cascão.

Deste modo, o módulo de diagnóstico nos possibilita ter uma visualização tridimensional da localização da camada, auxiliando a equipe de operação na tomada de decisão correta para que se privilegie a remoção da camada de cascão, em detrimento do seu arriamento (decida brusca da carga dentro do alto-forno).

4.1.4 Sistema de diagnóstico

Este módulo é responsável por fazer o diagnóstico da presença de cascão, alertando o operador da presença nociva da camada cascão dentro do alto-forno, deixando o operador se concentrar em outros problemas operacionais do alto-forno.

A saída do sistema de classificação de padrão é usada como entrada deste módulo. Se o grau de pertinência da rede 1 (presença de cascão) for maior que o grau de pertinência da rede 2 (ausência de cascão), então ocorrerá o alarme de presença de cascão. Caso contrário, se o grau de pertinência da rede 2 (ausência de cascão) for maior que o grau de pertinência da rede 1 (presença de cascão), não ocorrerá o alarme de presença de cascão.

Um alarme sonoro e visual é emitido para chamar a atenção do operador, garantindo que sejam tomadas medidas de correção a tempo de reverter o processo de formação de cascão dentro do alto-forno.

4.2 Estratégia 1: Temperaturas dos *Staves*

O alto-forno A da Belgo possui 150 termopares instalados nos *staves* que cobrem sua superfície. Estes termopares trabalham, normalmente, com temperaturas entre 30°C e 150°C, mas podem ocorrer situações, em que eles podem não indicar a temperatura corretamente.

Nesta topologia, o sistema possui 150 pontos de entrada. Com intuito de reduzir o número de entradas das redes, o alto-forno foi dividido em 10 anéis. Foi utilizada a menor temperatura de cada anel com entrada das redes. Esta simplificação foi possível, porque cada anel está relacionado a uma determinada altura, e cada altura corresponde a uma determinada isoterma dentro do alto-forno.

Para o treinamento e validação das redes, foram utilizadas informações retiradas do banco de dados do Alto-forno da Belgo. Deste conjunto de dados, 60% deles foram usados para treinamento das redes, e os outros 40% foram usados para validação do modelo.

Os resultados do treinamento e validação podem ser sintetizados pelo gráfico da Figura 32, onde se tem a indicação da presença de cascão (valor 1) e da sua ausência (valor 0).

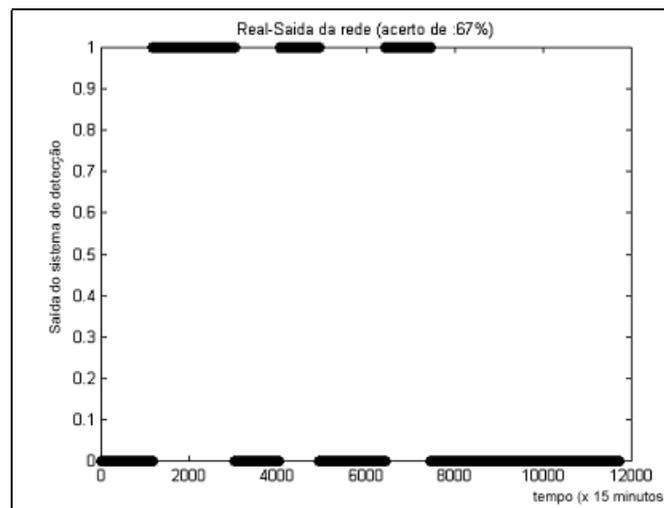


Figura 32: Diferença entre o diagnóstico do modelo e a ocorrência real de cascão.

O Sistema apresentou um baixo índice de acerto, porque somente a medida da temperatura não era uma boa variável a ser observada, pois as temperaturas dos *staves* eram bastante afetadas pela alteração do funcionamento do alto-forno, e pelo ajuste da vazão de água de resfriamento dos *staves*. Além disto, o alto-forno possui duas regiões com diferentes tipos de *staves*, uma de cobre (temperatura média de 30 °C) e outra de ferro fundido (temperatura média de 150 °C), que por sua vez, tem diferenças grandes em sua faixa de temperatura de trabalho.

4.3 Estratégia 2: Perdas térmicas

Uma outra solução seria considerar uma variável que melhor represente o perfil de temperatura interna do forno. Neste caso, foi utilizada uma nova estratégia baseada no uso do valor de perdas térmicas do alto-forno como variável de entrada do sistema.

Nesta nova topologia, o sistema possui 4 variáveis de entrada, representando os valores de perda térmica em cada quadrante do alto-forno. Apesar do pequeno número de entradas, optou-se também pela utilização da rede ANFIS modificada no sistema de classificação de padrões, por exigir um esforço computacional inferior ao da ANFIS.

Para o treinamento e validação da rede, foram utilizados dados de perda térmica retirados da mesma base de dados anterior. Deste conjunto de dados, 60% deles foram usados para treinamento da rede, e os outros 40% foram usados para validação do modelo.

As próximas figuras mostram a saída da rede utilizada para a detecção da presença de cascão (linha vermelha) e da ausência de cascão (linha azul). Na Figura 33, temos o gráfico da saída da rede para todos os dados de validação. A Figura 34 mostra uma ampliação da região que corresponde ao início da formação e a remoção da camada de cascão. A Figura 35 e a Figura 36 mostram respectivamente, uma ampliação da região de início da formação e a região de remoção do cascão. Nestes gráficos, cada unidade no eixo das abscissas é equivalente a 15 minutos.

No gráfico da Figura 33, pode ser visto um ciclo de 4 meses do alto-forno. Neste período tivemos 3 situações de ocorrência de cascão, o que é indicado pelo sistema, quando a linha vermelha fica acima da linha azul.

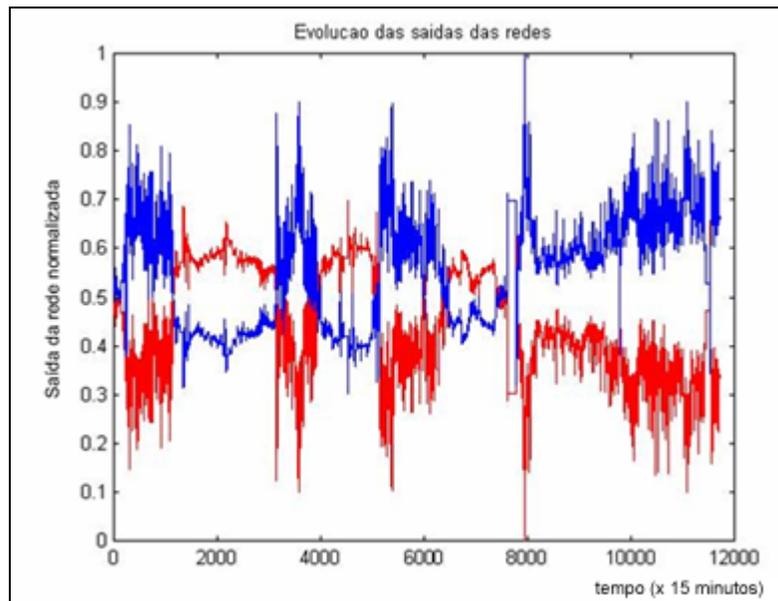


Figura 33: Evolução do sistema de decisão.

Já no gráfico da Figura 34, podemos ver com maiores detalhes uma ocorrência de cascão entre a medida 500 e a medida 4500, que equivalem a 41 dias de produção do alto-forno. Neste gráfico é possível ver o crescimento e a saída do cascão.

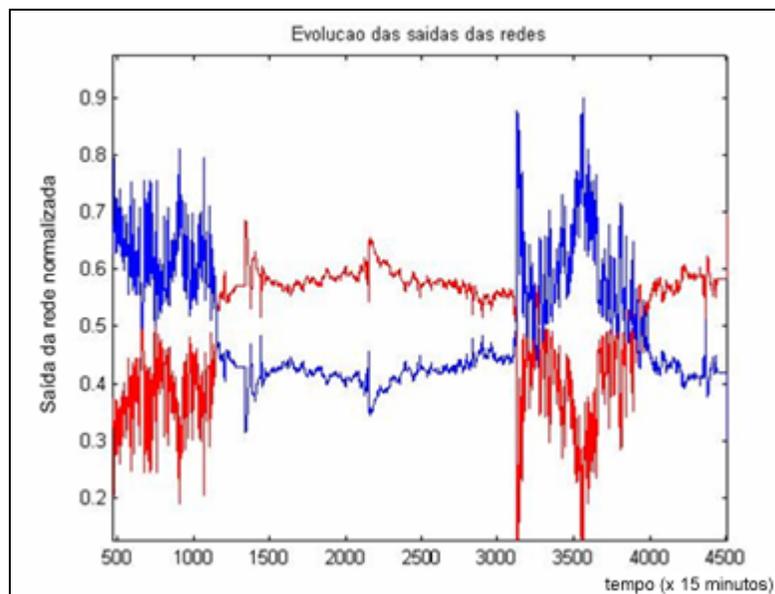


Figura 34: Ampliação da região de formação e remoção do cascão (entre medidas 500 e 4500).

No gráfico da Figura 35, pode-se ver com clareza o comportamento típico da formação de cascão, obtido na saída da rede. O crescimento da camada de cascão é gradual, pois a carga vai descendo lentamente, e conseqüentemente, também alterando lentamente a perda térmica do quadrante.

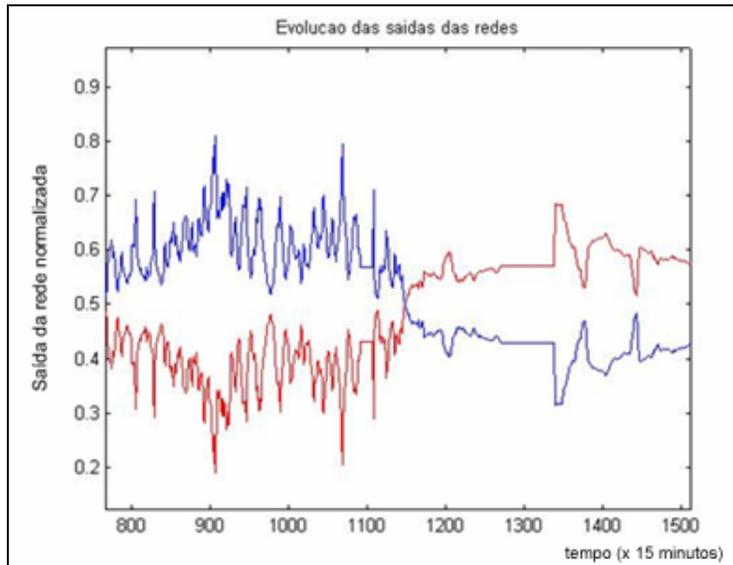


Figura 35: Ampliação da região onde ocorre a sinalização do cascão.

Já na saída do cascão, podemos ter uma resposta mais abrupta, se houver um arriamento da carga, ou uma resposta mais lenta, se o cascão for “dissolvido” pela própria carga, causada pela alteração do tipo de carregamento do alto-forno. No gráfico da Figura 36, temos um detalhamento da saída do cascão, e podemos concluir que houve um arriamento da carga, o que, poderia ter inclusive causado a quebra de alguma ventaneira. O ideal seria a retirada do cascão pela alteração do tipo de carregamento, pois neste caso o cascão seria dissolvido, não causando nenhum dano físico ao alto-forno.

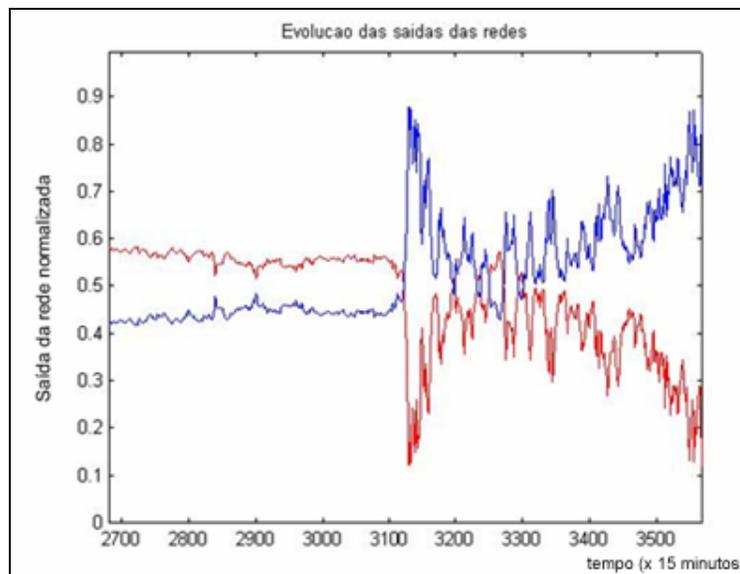


Figura 36: Ampliação da região onde ocorre a remoção do cascão.

4.4 Resultados práticos

Para operacionalizar o sistema de detecção e diagnóstico de cascão, ele foi colocado em funcionamento com dados reais, extraídos diretamente do supervisor do alto-forno. Este sistema de detecção e diagnóstico de cascão foi executado em tempo real, de 26 de dezembro de 2001 até 30 de Abril de 2002. O resultado foi bastante satisfatório, o que pode ser confirmado pela Tabela 9:

Tabela 9 : Comparação do diagnóstico do sistema com a situação real.

Data	Indicação do Sistema	Situação real	Observações
28 Fev 2002	Sim	Cascão	Empeno ventaneira 4
21 Mar 2002	Sim	Cascão	Empeno ventaneira 12
24 Mar 2002	Sim	Cascão	Empeno ventaneira 1 e 21
26 Mar 2002	Sim	Cascão	Empeno ventaneira 9 e 10
08 Abr 2002	Sim	Cascão	Empeno ventaneira 6,7 e 8
10 Abr 2002	Sim	Cascão	Empeno ventaneira 8
25 Abr 2002	Sim	Cascão	Empeno ventaneira 9 e 11

Os dados de situação real do alto-forno e as observações foram tirados do relatório de operação [Relatório ventaneira, 2002].

Os gráficos referentes ao diagnóstico da presença do cascão são representados pela Figura 37, onde, o eixo das abscissas corresponde ao tempo (cada unidade equivale a 1 minuto) e o eixo das ordenadas indica a presença (valor 1) ou não (valor 0) de cascão dentro do alto-forno. Cada gráfico mostra o histórico antes e depois da detecção. Nestes gráficos podemos ver que todos os alarmes sinalizando presença de cascão foram confirmados pela situação real do alto-forno. Outro ponto a ser considerado é o alarme falso de indicação de cascão, o que não aconteceu em nenhum momento, conferindo uma grande robustez ao sistema de detecção.

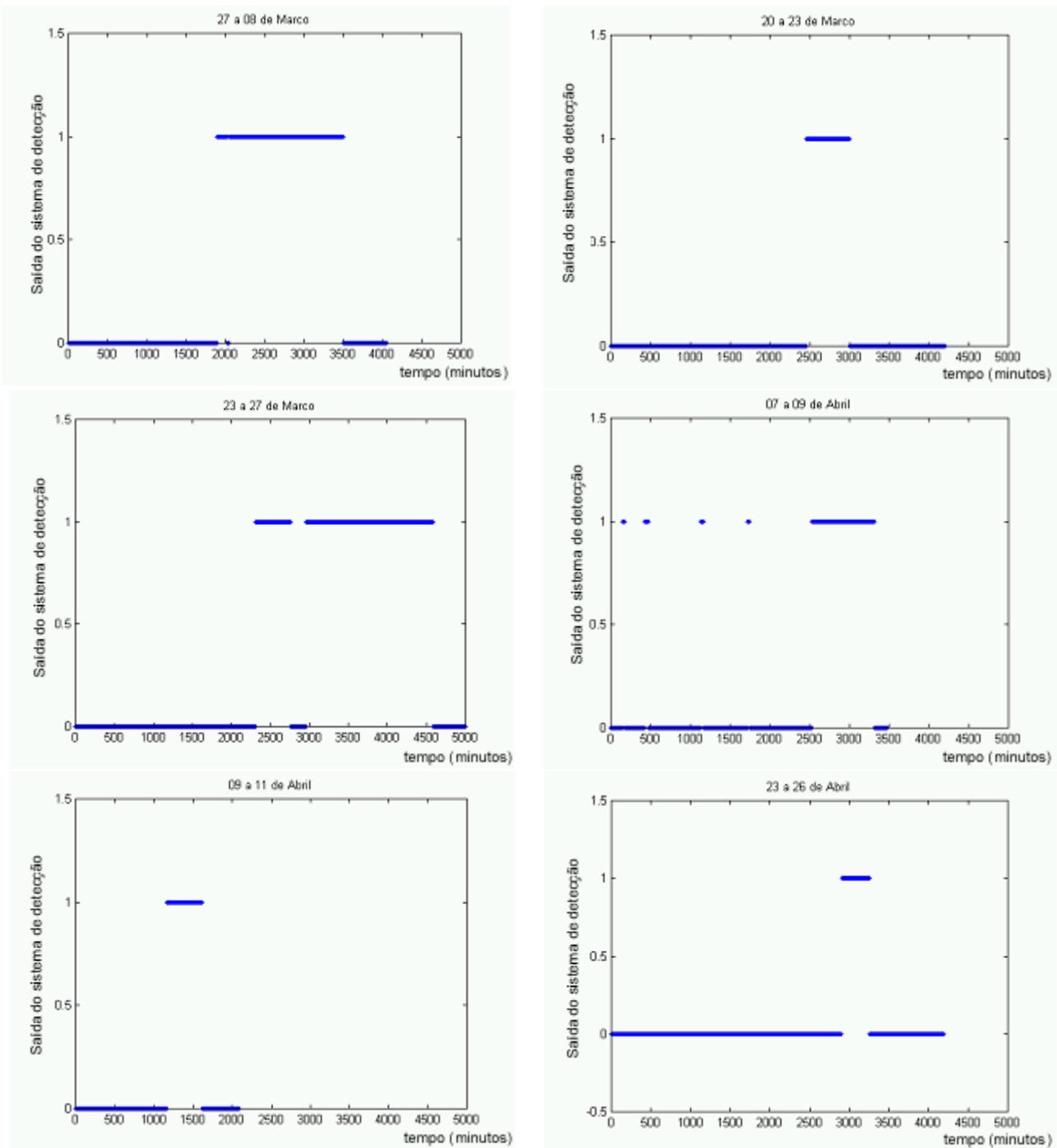


Figura 37: Saídas do sistema de detecção.

Para ilustrar melhor o funcionamento do sistema, serão mostrados alguns gráficos referentes à ocorrência do dia 21 de março. A Figura 38 mostra a evolução da perda térmica em cada quadrante, onde se observa claramente a redução do valor da perda térmica no instante em que se inicia a formação do cascão.

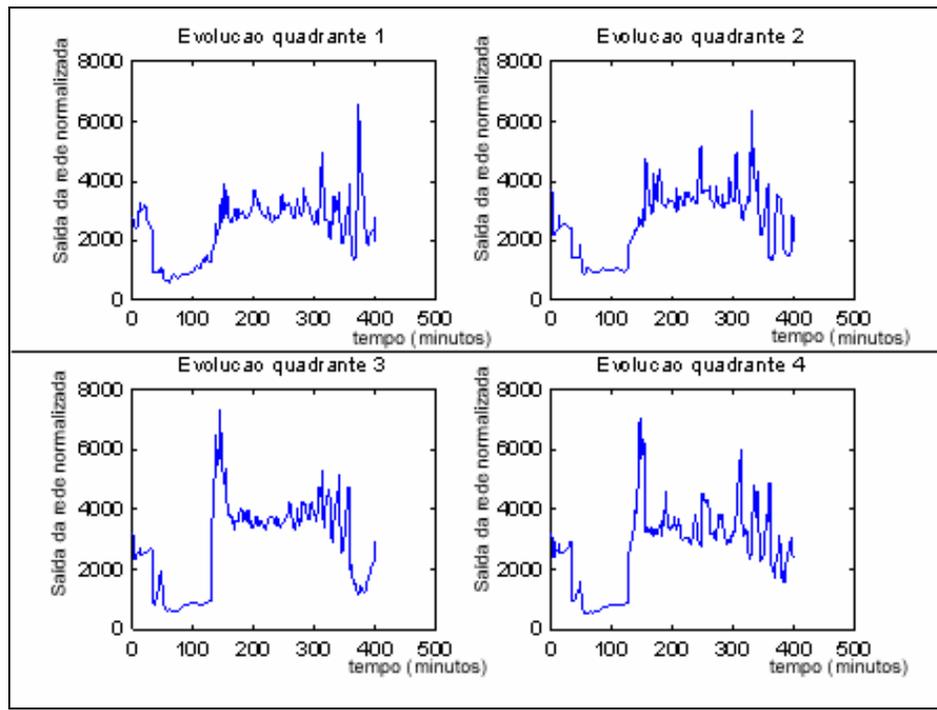


Figura 38: Evolução da perda térmica por quadrante

A Figura 39 mostra a evolução da saída da rede do sistema de detecção de cascão. Valores acima de 0,5 sinalizam a presença de cascão dentro do alto-forno. Observando a tendência da saída da os valores abaixo de 0,5 podemos tomar ações corretivas para evitar ou pelo menos retardar o crescimento da camada de cascão.

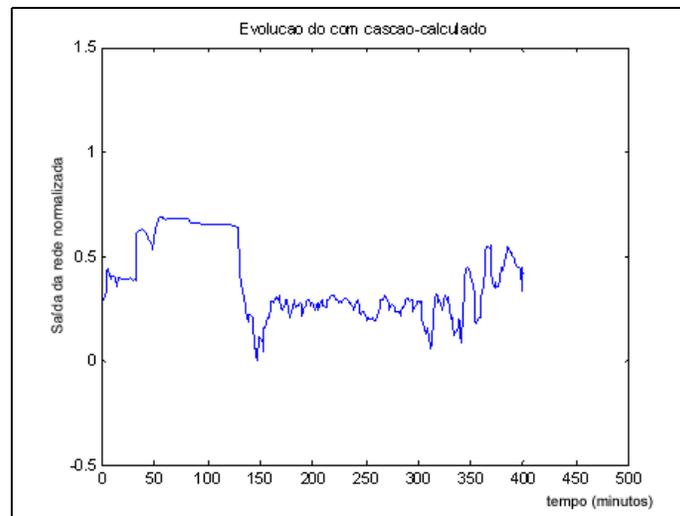


Figura 39: Saída da rede ANFIS modificada.

A Figura 40, mostra o comportamento da temperatura mínima nas paredes do alto-forno. Como as perdas térmicas são derivadas desta temperatura, podemos ver nitidamente, uma certa semelhança entre elas.

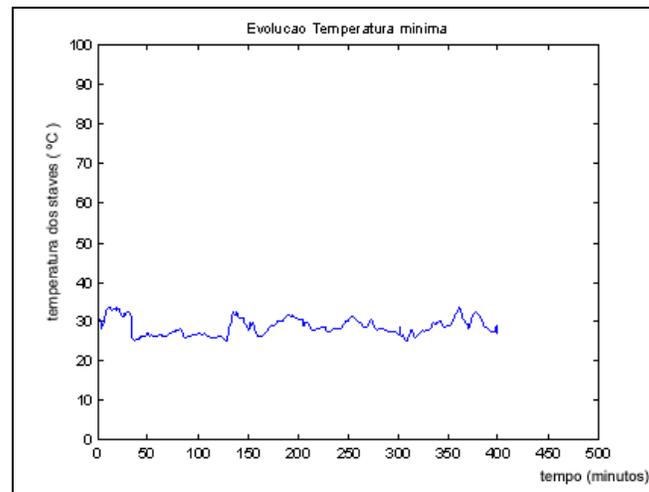


Figura 40: Valor mínimo das temperaturas de staves.

Na Figura 41, temos os gráficos normalizados da saída indicando a presença (linha vermelho) e a não presença (linha azul) de cascão dentro do alto-forno, bem como a indicação real do cascão (linha preta). Pela pequena variação da saída da rede durante a transição da sinalização da presença de cascão, podemos concluir que a camada está em crescimento lento, e pela variação abrupta durante a transição da sinalização de ausência de cascão, podemos concluir que o cascão se soltou de uma vez, caracterizando um arriamento da carga dentro do alto-forno.

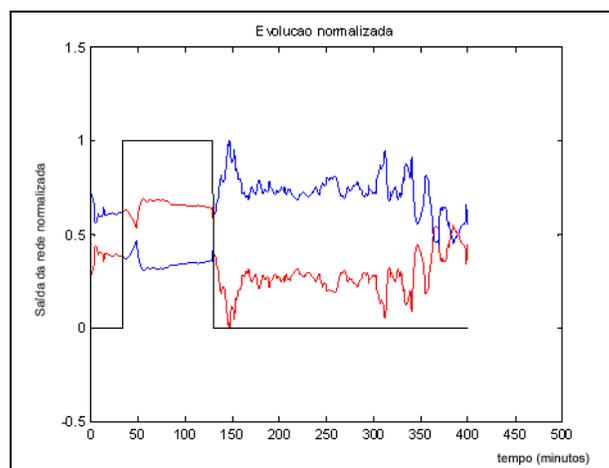


Figura 41: Saída da rede (com e sem cascão) x Valor real.

Capítulo 5 - Conclusões Finais

Neste trabalho foi apresentado um sistema de detecção e diagnóstico de cascão em um alto-forno. Apesar de ainda não estar totalmente disponível para o uso da operação do Alto-forno, o sistema mostrou que é uma ferramenta promissora para auxiliar a operação segura de um alto-forno, pois permite uma maior visibilidade dos fenômenos da formação de cascão.

Com este sistema, o operador poderá se concentrar em outras variáveis de operação do alto-forno, pois o sistema estará analisando o comportamento da camada de cascão em tempo real, avisando ao operador quando da ocorrência de uma situação de perigo. Deste modo, o operador poderá fazer uma intervenção rápida e segura, mantendo a formação de cascão sob controle.

A implementação de uma nova proposta baseada na rede ANFIS, foi um desafio que trouxe uma maior velocidade no processamento das informações, garantindo que a resposta do sistema seja realmente em tempo real.

Como proposta de continuidade deste trabalho, seria interessante combinar a saída deste modelo com um modelo para controlar o carregamento de matéria prima no topo do forno. Permitindo que o sistema fizesse automaticamente a correção deste importante parâmetro de controle do cascão dentro do alto-forno. Desse modo, poderia se ter um sistema inteligente de controle de cascão em alto-fornos.

Outro ponto a ser considerado é a utilização das medidas de temperatura de topo como variáveis de entrada para validação do sistema de detecção proposto. A medida da temperatura de topo, possibilitaria uma visão da distribuição radial do fluxo térmico do alto-forno, e desta maneira confirmar a localização da camada de cascão dentro do alto-forno, tornando o sistema mais robusto

Referências Bibliográficas

- [Braga, 1997] Braga, Raimundo N. B. (1997). “Aspectos Tecnológicos Relativos à Preparação de Cargas e Operação de Alto-Forno”, *ABM*, pp. 333-421 e 558-606.
- [Apostila operação, 1998] “Apostila do Curso de Operação de Alto-forno da Belgo”.
- [Arias et al., 1986] Arias, Mario e Rafael Blanco M. (1986). “La Experiencia de Acerias Paz Del Rio en su Alto Horno “Elena”, Com Relacion a la Formacion de Adherencias en las Paredes de la Cuba”, pp. A1-A10.
- [Labee, 1997] Labee, Charles J. (1997). “Speed and Safety Emphasized in Removing Furnace Lining or Scabs”, *Iron and steel engineer*, pp. 89-90.
- [Currier et al., 1988] Currier, J. W. and Ehlert, T. C. (1988). “New Perspectives on the Behavior of Alkalies under Blast Furnace Conditions”, *Ironmaking Conference Proceedings*, pp. 579-588.
- [Lilius, 1980] Lilius, K. (1980). “On the Nature of the Circulating Alkali Load in Blast Furnaces”. *Scandinavian Journal of Metallurgy - number 9*, pp. 139-147.
- [Charpie, 1961] Charpie, R.A. (1961). “The Removal of Blast Furnace Stack Scaffold at Ebbw Vale”. *Blast Furnace and Steel Plant*, December 1961, pp. 1204-1205.
- [Capees et al., 1986] Capees, E. y Bustos, J. (1986). “Experiencia de la Compania Siderurgica Huachipato en el Control y Prevencion de las Adherencias en los Altos Hornos”, pp. 81-88.
- [Diemers, 1966] Diemers, H. (1966). “Recherches sur la Formation des Garnisages dans les Curves des Hauts Fourneaux”, *C.I.T n°2*, pp. 277-285.
- [Bitsadze et al., 1987] Bitsadze, G. and Parastashvili, V. V. (1987). “Formation of Scab and its Removal From Blast Furnace Under Operating Conditions of Rustavi iron and Steelworks”, *Steel in TSR volume 17*, August 1987, pp. 352-355.

- [Caminhas, 1997] *Caminhas, W. M. (1997). "Estratégias de Detecção e Diagnósticos de Falhas em Sistemas Dinâmicos", Tese de Doutorado, Universidade Estadual de Campinas, Campinas - SP.*
- [Gertler, 1998] *Gertler, Janos J. (1998). "Fault Detection and Diagnosis in Engineering Systems", Marcel Dekker. Switzerland.*
- [Patton et al., 1989] *Patton, P. F. Ron and Clark R. (1989). "Fault Dignosis in Dynamic Systems", Prentice Hall.*
- [Jang, 1997] *Jang, J-S. R. (1997). "Neuro-Fuzzy and Soft Computing", Prentice Hall inc.*
- [Braga, 2000] *Braga, A. P. (2000). "Redes Neurais Artificiais – Teoria e aplicações", Editora LTC.*
- [Aguirre, 2000] *Aguirre, L. A. (2000). "Introdução à Identificação de Sistemas", Editora UFMG.*
- [Jang, 1993] *Jang, J-S. R. "ANFIS : Adaptive-Network-based Fuzzy Inference Systems", IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics, vol. 23, pp. 665-685.*
- [Faq ANFIS] *Frequently Asked Questions About ANFIS. Artigo Retirado da Internet no Endereço : <http://neural.cs.nthu.edu.tw/jang/anfisfaq.htm>.*
- [Relatório ventaneira, 2002] *"Relatório de controle de ventaneira do Alto-forno "A" da Belgo", Equipe de Manutenção do Alto-forno.*
- [Fotos Belgo, 1999] *"Fotos do Acervo da Belgo, Retiradas do Interior do Alto-forno 5".*
- [Frank, 1990] *Frank, P. M. (1990). "Fault Diagnosis in Dynamic Systems Using Analytical and Knowledge-based Redundancy - A Survey and Some New Results". Automatica, Vol. 26, No. 3, pp. 459-474.*
- [Frank et al., 1991] *Frank, P. M. and Seliger, R. (1991). "Fault Detection and Isolation in Automatic Process". Control and Dynamic Systems, 49, pp. 241-287.*
- [Camargo, 1997] *Camargo, H. A. (1997). "Detecção e Isolação de Falhas Utilizando Estimacão de Parâmetros de Modelos Contínuos e Limites de Confiança Adaptativos – Aplicação a Uma Planta Piloto", Dissertação de Mestrado,*

Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, Universidade Federal de Minas Gerais.

[Pereira, 1997] *Pereira, M. F. S. (1997). “Desenvolvimento e Aplicação de Um Método de Detecção e Identificação de Falhas Baseado em Observadores Dedicados”, Dissertação de Mestrado, Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, Universidade Federal de Minas Gerais.*

[Lelles, 2001] *Lelles, I. O . (2001). “Detecção de Falhas em Sistemas Dinâmicos Utilizando Observadores em Modos Deslizantes e Redes Neurais: Um Estudo de Caso”, Dissertação de Mestrado, Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, Universidade de Minas Gerais.*