UNIVERSIDADE FEDERAL DO ESPÍRITO SANTO
CENTRO TECNOLÓGICO
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA ELÉTRICA
PROJETO DE GRADUAÇÃO

ERICK MAGESKI SILVA

ELABORAÇÃO DE UM *CYBER PHYSICAL SYSTEM* PARA CONTROLE DO *BURN-THROUGH-POINT* POR MANIPULAÇÃO DA VELOCIDADE DA ESTEIRA EM UMA PLANTA DE SINTERIZAÇÃO

VITÓRIA
2020

ERICK MAGESKI SILVA

ELABORAÇÃO DE UM *CYBER PHYSICAL SYSTEM* PARA CONTROLE DO *BURN-THROUGH-POINT* POR MANIPULAÇÃO DA VELOCIDADE DA ESTEIRA EM UMA PLANTA DE SINTERIZAÇÃO

Parte manuscrita do Projeto de Graduação do aluno **Erick Mageski Silva**, apresentado ao Departamento de Engenharia Elétrica do Centro Tecnológico da Universidade Federal do Espírito Santo, como requisito parcial para obtenção do grau de Engenheiro Eletricista.

Orientador: Prof. Dr. Klaus Fabian Côco

VITÓRIA
2020

ERICK MAGESKI SILVA

ELABORAÇÃO DE UM *CYBER PHYSICAL SYSTEM* PARA CONTROLE DO *BURN-THROUGH-POINT* POR MANIPULAÇÃO DA VELOCIDADE DA ESTEIRA EM UMA PLANTA DE SINTERIZAÇÃO

Parte manuscrita do Projeto de Graduação do aluno **Erick Mageski Silva**, apresentado ao Departamento de Engenharia Elétrica do Centro Tecnológico da Universidade Federal do Espírito Santo, como requisito parcial para obtenção do grau de Engenheiro Eletricista.

Aprovada em 18 de dezembro de 2020.

COMISSÃO EXAMINADORA:

Prof. Dr. Klaus Fabian Côco
Universidade Federal do Espírito Santo
Orientador

Prof. Dr. Patrick Marques Ciarelli
Universidade Federal do Espírito Santo
Examinador

Eng. MSc. Gabriel Nazareth Guedes Alcoforado
ArcelorMittal Tubarão
Examinador

A Deus, aos meus pais e à minha irmã, meus maiores amores.

AGRADECIMENTOS

Está chegando ao fim de mais um ciclo da minha vida, muitas batalhas se passaram, mas com elas vieram muitas vitórias. Eu não poderia deixar de agradecer a cada um que esteve comigo nesta etapa. Primeiramente agradeço a Deus por ter me ajudado nesta longa caminhada e por ter me proporcionado alcançar a maior conquista da minha vida até hoje. Aos meus pais, Jumar e Ineida, agradeço por terem sido essas pessoas tão importantes em minha vida sendo uma base para mim e estado comigo durante todos os momentos me dando força para eu concretizar meus sonhos e projetos, agradeço também por terem sido tudo aquilo que eu precisei em cada instante da minha vida. À minha irmã, Thaís, agradeço o apoio entregue a mim e por sempre me dar suporte, agradeço cada abraço e, além de tudo, por ser minha amiga em quem eu sempre pude contar. À minha avó, Iracema, agradeço por ser esta pessoa tão especial em minha vida que sempre se alegrou com os meus objetivos alcançados e sempre me auxiliou nos momentos em que precisei, além de nunca ter medido esforços para me ajudar. A toda a minha família que sempre acreditou no meu potencial, agradeço aos presentes e aos ausentes, em especial minha avó, Iraci, que enquanto esteve conosco sempre me mostrou o valor que a vida tem e me ensinou que mesmo com todas as dificuldades da vida, ainda assim, é possível concretizar os meus sonhos. Ao meu cunhado, Marcos, que acompanhou este meu trajeto e me ajudou sempre quando precisei, me apoiando para que eu pudesse concluir a caminhada da engenharia. Aos meus amigos, muito obrigado por serem tão importantes e que apesar das dificuldades que passei, estiveram presentes nessa longa jornada, com toda certeza vocês foram muito importantes para que eu pudesse chegar até aqui. Agradeço aos meus colegas de trabalho que me ajudaram a adquirir novos conhecimentos e me proporcionaram novas amizades. Aos meus mestres, agradeço por terem me ensinado e me capacitado durante toda a minha formação. Por fim, agradeço ao meu orientador, Klaus, por ter disponibilizado seu tempo e me auxiliado no desenvolvimento deste trabalho.

RESUMO

O presente trabalho é um projeto de graduação do curso de Engenharia Elétrica da Universidade Federal do Espírito Santo (UFES), cujo desenvolvimento se baseia na busca de métodos de solução para o controle de um dos parâmetros mais importantes do processo de sinterização presente em usinas siderúrgicas, o *burn-through-point* (BTP). Este tem atuação direta na qualidade do sínter, produto desenvolvido no processo de sinterização, e é influenciado pela velocidade da máquina de sínter. Este trabalho desenvolveu um *cyber physical system* (CPS) para a predição de valores da velocidade da máquina do sínter com o objetivo de controlar o BTP. Apesar do destaque dado para o desenvolvimento de uma rede neural, também foi proposto um método alternativo, o qual foi realizado por meio de análise direta das temperaturas medidas durante o processo e, após isso, a manipulação da velocidade da máquina para controlar o BTP em uma faixa de valores. O método de desenvolvimento de uma rede neural teve resultados com erro de predição da velocidade na faixa de -2 a 2%. O método de comparação das temperaturas medidas durante o processo apresentou uma manipulação da velocidade da máquina de forma menos complexa, porém adequada. Após a comparação realizada, foram estimados parâmetros para um controlador PID a partir das variáveis BTP e velocidade da máquina.

Palavras-chave: BTP. CPS. Sinterização. Velocidade. Controle.

ABSTRACT

This assignment consists in a project of graduation of the Electrical Engineering course at Universidade Federal do Espírito Santo (UFES), whose development is based on the research of solution methods to control one of the most important parameters of the sintering process present in steel mill, the burn-through-point (BTP). This has direct effect on the sinter quality, product developed in the sintering process, and is influenced by the speed of the sinter machine. This project developed a cyber physical system (CPS) in order to estimate sínter machine speed values with the goal to control the BTP. Despite the emphasis given to the development of a neural network, an alternative method has also been proposed, which was accomplished through direct analysis of the measured temperatures during the process and afterwards through the manipulation of the machine speed to control the BTP in a range of values. The development method of a neural network resulted in a speed prediction error in the range of -2% to 2%. The comparison method of the measured temperatures during the sintering process presented a less complex, but adequate, manipulation of the machine speed. After the comparison was made, parameters for a controller PID were estimated from the BTP and machine speed variables.

Keywords: BTP. CPS. Sintering. Speed. Control.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Esboço do processo produtivo primário das usinas siderúrgicas 17
Figura 2 – Fluxograma do processo de sinterização 19
Figura 3 – Fluxograma do processo de sinterização por máquina contínua 20
Figura 4 – Zonas de sinterização em um processo de sinterização de máquina contínua 21
Figura 5 – Representação esquemática do sistema de exaustão de ar 23
Figura 6 – Modelo não linear de um neurônio 30
Figura 7 – Arquiteturas de (a) rede neural *feedforward* de camada simples, (b) rede neural *feedforward* de múltiplas camadas e (c) rede neural recorrente 32
Figura 8 – Redes neurais recorrente sem *loops* de auto alimentação e sem camadas ocultas 35
Figura 9 - Modelo de uma rede neural NARX com atraso na entrada exógena 37
Figura 10 – Rede neural NARX utilizada para realizar o treinamento 51

LISTA DE GRÁFICOS

Gráfico 1 – Comportamento das temperaturas das caixas de vento 24
Gráfico 2 – Posição do BTP em relação às temperaturas das caixas de vento 25
Gráfico 3 – Transformação afim produzida pela presença do *bias* 31
Gráfico 4 – Métodos de (a) interpolação linear (b) interpolação *spline* 39
Gráfico 5 – Desempenho do treinamento da rede neural 52
Gráfico 6 – Histograma do erro 53
Gráfico 7 – Coeficiente de determinação do treinamento da rede neural 54
Gráfico 8 – Autocorrelação do erro 55
Gráfico 9 – Valores previstos e reais da velocidade da esteira 56
Gráfico 10 – Erro percentual na previsão da velocidade da máquina de sínter 56
Gráfico 11 – Histograma do erro percentual na previsão da velocidade da máquina de sínter 57
Gráfico 12 – Interpolação por método *spline* da amostra 125 60
Gráfico 13 – Interpolação por método *spline* da amostra 713 61
Gráfico 14 – Erro percentual no método de cálculo do BTP utilizado 62

LISTA DE QUADROS

Quadro 1 – Variáveis do processo de sinterização 42
Quadro 2 – Variáveis utilizadas na rede neural 50
Quadro 3 – Cálculo do BTP e variação da velocidade da esteira 64

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

ANN	*Artificial Neural Network*
BTP	*Burn-Through-Point*
CPS	*Cyber Physical System*
EQM	Erro Quadrático Médio
FNN	*Fuzzy Neural Network*
NAR	*Nonlinear AutoRegressive*
NARX	*Nonlinear AutoRegressive eXogenous*
PLC	*Programmable Logic Controller*
RDEG	Quantidade de finos de minério do peneiramento utilizados no processo
RNN	*Recurrent Neural Network*
SFBR	Percentual de Minério de Ferro proveniente da mina de Brucutu
STFA	Percentual de Minério de Ferro proveniente da mina de Fábrica
UFES	Universidade Federal do Espírito Santo

LISTA DE SÍMBOLOS

m	Quantidade de entradas de uma rede neural
i	Índice de entradas de uma rede neural
x_i	Entrada de uma rede neural
w_{kj}	Pesos sinápticos
k	Índice do neurônio ao qual o peso se refere
b_k	*Bias*
$\varphi(.)$	Função de ativação
y_k	Saída de uma rede neural
v_k	Saída de uma rede neural antes da função de ativação
u_k	Saída da combinação linear
t	Tempo
$\hat{y}(t)$	Saída estimada de uma rede neural autorregressiva
$y(t)$	Saída de uma rede neural autorregressiva
y	Índice de atrasos na memória
n_y	Quantidade de atrasos na memória
$u(t)$	Entrada exógena
$u(t)$	Entrada exógena
$EQM(\hat{y}(t))$	Erro quadrático médio da estimativa da rede neural autorregressiva
N	Quantidade de amostras treinadas em uma rede neural
n	Quantidade de pontos de interpolação
j	Índice dos pontos de interpolação
z_j	Ponto de interpolação
$s(z)$	Função de interpolação
$s'(z)$	Derivada da função de interpolação
$s''(z)$	Derivada segunda da função de interpolação
Kp	Constante proporcional
Kd	Constante derivativa
Ki	Constante integral

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO 14
1.1 Apresentação 14
1.2 Objetivos 16
1.2.1 Objetivo Geral 16
1.2.2 Objetivos Específicos 16
2 USINAS SIDERÚRGICAS E O PROCESSO DE SINTERIZAÇÃO 17
2.1 Usinas Siderúrgicas e o Processo de Produção do Ferro Primário 17
2.2 Processo de Sinterização 18
2.2.1 Sinterização Contínua – Máquina de Dwight-Lloyd 20
2.2.2 Zonas de Sinterização 21
2.2.3 O Processo de Sinterização e o Parâmetro BTP 23
2.3 Revisão Bibliográfica 25
3 REDES NEURAIS ARTIFICIAIS 29
3.1 Tipos de Estrutura 31
3.2 Tipos de Aprendizado 33
3.3 Hiperparâmetros 33
3.4 Redes Neurais Recorrentes 34
4 AJUSTE DE CURVAS 38
4.1 Método *Spline* 39
5 PLANTA EM ESTUDO E VARIÁVEIS EM ANÁLISE 41
6 DESENVOLVIMENTO DO CPS 46
6.1 *Softwares* Utilizados 46
6.2 Escolha do Tipo de Rede Neural 46
6.3 Base de Dados 47
6.4 Separação das Variáveis de Entrada e Saída da Rede Neural 47
6.5 Informações Sobre a Rede Neural 50
6.6 Resultados Obtidos da Rede Neural Desenvolvida 51
6.6.1 Rede Neural NARX 51
6.6.2 Desempenho 52
6.6.3 Histograma do Erro 53
6.6.4 Coeficiente de Determinação 53
6.6.5 Autocorrelação do Erro 54

6.7 Teste Realizado na Rede Neural Desenvolvida 55
6.8 Uso da Rede Neural Desenvolvida no Processo de Sinterização 57
7 ADEQUAÇÃO DO BTP POR AJUSTE DE CURVA 59
7.1 Interpolação por Método *Spline* 59
7.2 Método de Solução 62
8 CONCLUSÃO E SUGESTÕES PARA TRABALHOS FUTUROS 65
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS 67

1 INTRODUÇÃO

1.1 Apresentação

Nos séculos XVIII e XIX, quando se iniciou a Primeira Revolução Industrial, a qual buscava otimização e rapidez dos processos de produção de manufaturas, ocorreu, neste período, uma transição da produção artesanal para uma produção por máquinas. Esta transição resultou em uma melhoria nos procedimentos e tornou-os mais dinâmicos, eficientes e com um menor custo, em larga escala, resultando em maior lucro e consolidando o surgimento da indústria (SILVA, 2018).

O desenvolvimento tecnológico e industrial é um tema estudado e analisado com frequência. A busca pelo maior lucro e pela melhoria da produção é evidente e necessária para as indústrias crescerem e se tornarem mais competitivas no mercado nacional ou até mesmo mundial (SILVA, 2018). Pequenos detalhes podem fazer a diferença para a produção se tornar mais dinâmica e eficiente e algumas decisões podem ser fundamentais para atingirem uma melhor qualidade do processo.

É de extrema importância que haja boas tomadas de decisões capazes de ajudar no processo, portanto é necessário realizar escolhas que sejam corretas e precisas e que consigam prever de forma eficiente qual saída será entregue a uma determinada entrada cedida (LIMA, 2019). A análise do sistema, por exemplo, é fundamental para as melhorias desejadas no procedimento, quanto maior o conhecimento e a apuração do processo industrial e as suas variáveis específicas, melhor será o resultado gerado e mais eficiente e dinâmica será a produção realizada.

A análise do sistema é fundamental para gerar informações, as quais são úteis para o conhecimento de qual a tratativa mais adequada a ser realizada a partir de uma possível alteração do processo, assim como observar o comportamento de erros e suas possíveis causas.

Um dos métodos para se obter melhores tomadas de decisão e controle sobre processos físicos é por meio do desenvolvimento de um *cyber physical system* (CPS). Um CPS é um conjunto de computadores e sistemas físicos conectados, os quais os computadores incorporados monitoram

e controlam os processos físicos, geralmente com *loops* de realimentação, onde estes processos afetam os cálculos e vice-versa (LEE, 2015).

Um procedimento que apresenta essas características é o de produção de sínter nas usinas siderúrgicas. No processo de sinterização, a estimativa correta do *burn-through-point* (BTP) traz benefícios de grande economia e eficiência do uso de recursos da planta de produção industrial (SONG; WANG; ZHANG, 2013).

Caso este parâmetro não seja atingido na posição e temperatura desejadas, não há um aproveitamento adequado do processo, o que o torna ineficiente, implicando na diminuição da capacidade produtiva da planta ou em danos estruturais em partes da máquina. Além disso, o produto pode não ser formado corretamente, o que provoca um desperdício do material (SAIZ; POSADA, 2013 apud LIMA, 2019).

O parâmetro BTP está diretamente relacionado com outras variáveis do processo de sinterização. Uma dessas variáveis é a velocidade da esteira de sínter que determina com qual velocidade a esteira desloca o material disposto sobre ela enquanto ocorre a queima do mesmo e a, consequente, produção do sínter. A partir de manipulações realizadas nessa variável é possível alterar a faixa de atuação da posição e da temperatura do BTP.

A principal motivação do presente projeto de pesquisa é a procura, através de meios computacionais, pela entrega de uma solução viável e de alta eficiência para as empresas detentoras do processo industrial de sinterização com o objetivo de menores perdas de material e possíveis melhorias ambientais diminuindo a emissão de poluentes na atmosfera.

Assim, é possível classificar o projeto, quanto à sua natureza, como pesquisa aplicada, pois os objetivos do trabalho são apresentados a fim de realizar uma aplicação prática para o problema referente à estimativa do parâmetro BTP no processo de sinterização. Quanto aos objetivos, o trabalho se enquadra como pesquisa explicativa, pois busca explicar, a partir de análises dos resultados obtidos dos métodos propostos, o controle do BTP. Do ponto de vista dos procedimentos técnicos, define-se como experimental. Por último, pela perspectiva da forma de abordagem do problema, o projeto se enquadra como pesquisa quantitativa.

1.2 Objetivos

1.2.1 Objetivo Geral

O objetivo geral do trabalho é desenvolver um CPS para controlar o parâmetro BTP do processo de sinterização por meio da manipulação da velocidade da esteira de sínter.

1.2.2 Objetivos Específicos

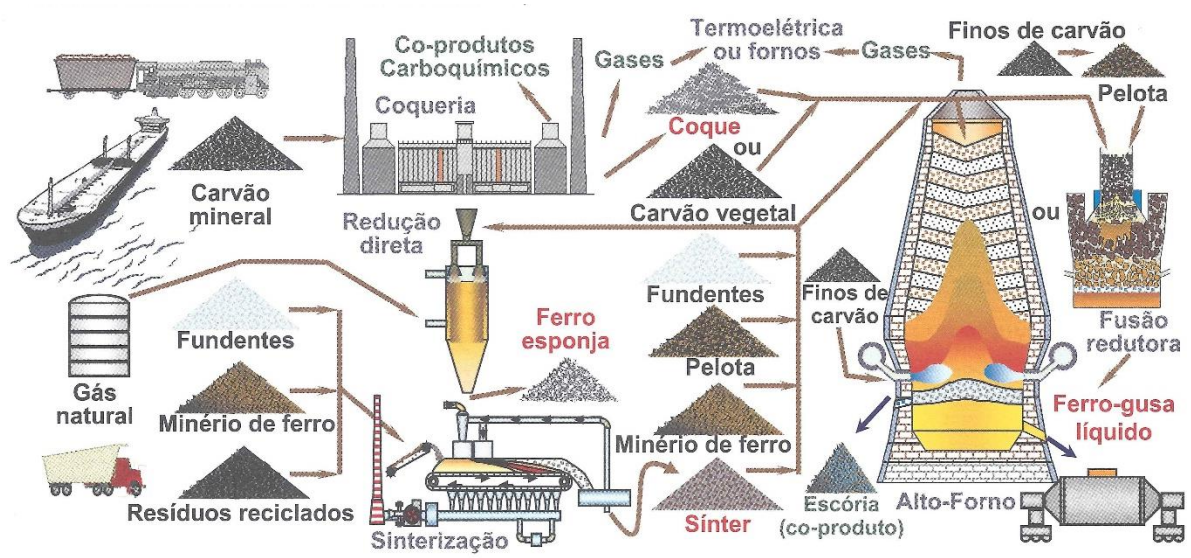
- Definir a relação entre as variáveis do processo e o parâmetro BTP;
- Estimar a velocidade da máquina de sínter;
- Identificar o ponto de máxima temperatura do processo de sinterização;
- Elaborar um CPS para controlar o parâmetro BTP por meio da manipulação da velocidade da máquina de sínter.

2 USINAS SIDERÚRGICAS E O PROCESSO DE SINTERIZAÇÃO

2.1 Usinas Siderúrgicas e o Processo de Produção do Ferro Primário

As usinas siderúrgicas são locais onde o aço e o ferro gusa (ferro primário) são criados a partir do aquecimento do minério de ferro bruto minerado e outros materiais. A produção do ferro é a primeira etapa no processo de fabricação do aço. É possível observar na Figura 1 todo o processo produtivo do ferro primário desde a sua extração, seguido da sua transformação em materiais mais adequados para a indústria e finalizando com a sua utilização em processos industriais. A Figura 1 mostra dois processos de produção, sinterização e coqueria, característicos das usinas siderúrgicas. O processo de sinterização, abordado neste trabalho, é responsável por produzir o sínter, o qual é utilizado nos alto-fornos para a produção do ferro-gusa.

Figura 1 – Esboço do processo produtivo primário das usinas siderúrgicas



Fonte: Rizzo (2007 apud LIMA, 2019).

O minério de ferro necessário à produção do sínter nas usinas siderúrgicas recebe um tratamento adequado em todo o seu processo de extração. São realizados processos de fragmentação, como, por exemplo, lavra, britagem e moagem. Estes processos possuem o objetivo de reduzir os tamanhos dos sólidos em partículas menores adequadas à concentração ou a qualquer processo industrial.

O primeiro estágio da fragmentação é o processo de lavra, o qual extrai o minério com o auxílio de explosivos. Em sequência é realizada a britagem, a qual reduz os blocos de minérios retirados das minas a uma granulometria desejada. Em alguns casos, este processo é repetido mais de uma vez, caso não tenha sido obtida a granulometria correta. O último estágio da cominuição de minérios é chamado de moagem (fragmentação fina). Este processo é responsável por reduzir as partículas por meio da combinação de impacto com a finalidade de se obter a granulometria adequada para os procedimentos industriais que utilizarão estes finos de minério.

Após todos os processos realizados, o material obtido é classificado quanto ao seu tamanho, ou seja, de acordo com a granulometria obtida. Esta classificação é feita a partir de peneiras e tem o objetivo de separar as partículas de acordo com a necessidade.

O material obtido, após a cominuição, é encaminhado às indústrias para a sua utilização em processos de pelotização, sinterização e coqueificação, os quais auxiliam em procedimentos industriais economicamente mais viáveis que a utilização de minérios não fragmentados.

2.2 Processo de Sinterização

O processo de sinterização é dado pela produção do sínter por meio do processo de aglomeração de diferentes tipos de minério. O sínter é utilizado como carga metálica no alto-forno para a produção de ferro-gusa. “A sinterização é a técnica pela qual um material em pó é transformado em uma estrutura sólida mediante tratamento térmico a uma temperatura inferior ao seu ponto de fusão” (CALPA, 2011, p. 42).

A aglomeração na sinterização ocorre por meio de finos de minério de ferro, finos de fundentes, finos de combustíveis sólidos e finos de rejeitos ou resíduos industriais (RIZZO, 2007 apud LIMA, 2019). Estes finos são, geralmente, providos da própria usina siderúrgica ou encontrados na natureza. Durante o tratamento mecânico do sínter, são produzidos finos de retorno que são utilizados no processo de sinterização juntamente com os finos de minério, calcário e coque (abaixo de 3 mm), os quais serão descarregados e misturados sobre a esteira dosadora.

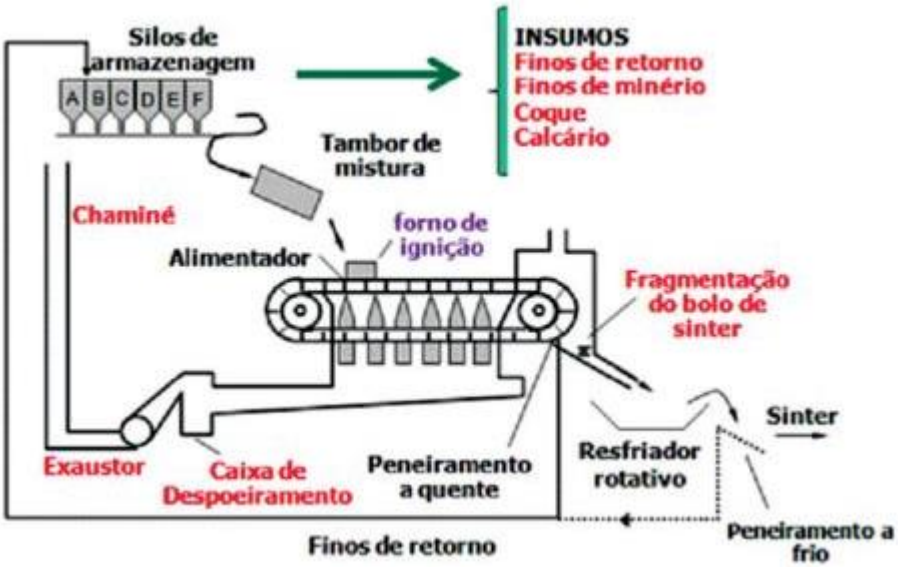
Após o descarregamento e mistura dos insumos inicia-se o processo de queima do material. É colocada sobre a esteira uma camada de sínter produzida com granulometria na faixa de 15 a

25 mm, numa altura de camada uniforme na faixa de 25 a 40 mm. Esta camada é chamada de falsa grelha (SILVA, 2011). Com o uso da falsa grelha, as barras de grelha não são expostas às altas temperaturas, o bolo de sínter não fica aderente à grelha e a vida do ventilador e dos coletores de pó são prolongadas.

Segundo Silva (2011), ao se iniciar a queima do combustível contido na camada superior da mistura, a combustão parte de cima para baixo e, após isto, a temperatura atinge, na zona de combustão, 1000°C a 1300ºC, pouco abaixo do ponto de fusão dos minerais, e então, as partículas se unem pelas zonas de contato em pedaços maiores. Terminada a queima, o resultado é um material poroso que depois é quebrado no tamanho adequado, resfriado e peneirado.

A Figura 2 apresenta o fluxograma do processo de sinterização, a qual demonstra o processo desde o armazenamento da mistura com os insumos nos silos de armazenagem, seguida da alimentação na esteira, após serem misturados no tambor de mistura. A queima do material é realizada durante a sua passagem pela esteira. Após a queima completa, o material é fragmentado e, logo depois, resfriado no resfriador rotativo para a produção do sínter.

Figura 2 – Fluxograma do processo de sinterização



Fonte: Silva (2011).

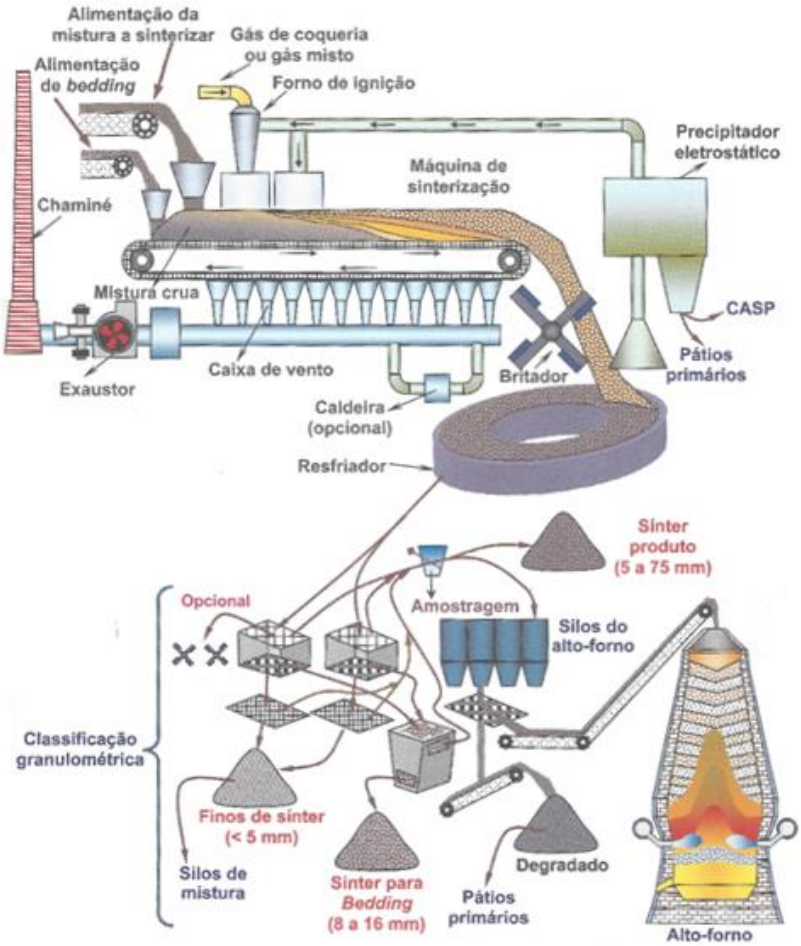
O modelo de máquina de sinterização mais comum e que apresenta maior eficiência e agilidade nos processos industriais é a Máquina de Dwight-Lloyd, porém para processos de sinterização que ocorrem de forma lenta e interrupta, pode ser optada a Máquina de Greenawalt (RIZZO,

2007 apud LIMA, 2019). O trabalho abordará como base de estudo a Máquina de Dwight-Lloyd.

2.2.1 Sinterização Contínua – Máquina de Dwight-Lloyd

A principal característica da Máquina de Dwight-Lloyd é a falsa grelha, ou *bedding*, como mostrada na Figura 3. A mistura é carregada de maneira uniforme pela esteira acima da *bedding*, a qual é composta por sínter de maior granulometria. A camada de material depositada na esteira tem altura de 600 mm. A uniformidade do material ocorre com o auxílio de equipamentos de vibração ao longo da esteira.

Figura 3 – Fluxograma do processo de sinterização por máquina contínua



Fonte: Rizzo (2007 apud LIMA, 2019).

A esteira deve ser resistente quanto à elevação da temperatura ao longo do processo, portanto, ela é fabricada com materiais que apresentam alta resistência térmica e resistência ao desgaste.

A esteira possui espaços livres que permitem a sucção do ar quente e se move por meio de apoio sobre roletes que se deslocam sobre trilhos (RIZZO, 2007 apud LIMA, 2019).

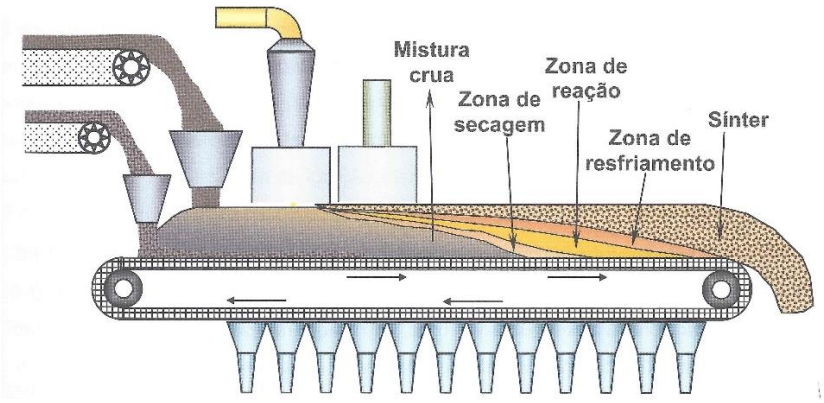
A máquina apresenta um forno de ignição e um sistema de exaustão composto por exaustores e caixas de vento, os quais efetuam a queima de todo o combustível presente na mistura. A combustão é realizada pela transmissão de calor presente na parte superior para a parte inferior devido à sucção do ar quente realizada pelos exaustores. Esta gera gases quentes que, somados com o sistema de exaustão e o forno de ignição, ocasionam a fusão parcial da mistura de entrada. Considerando o caso da máquina de sinterização da empresa que disponibilizou os dados para a realização do estudo, a queima do material ocorre durante todo o percurso de 88 metros da esteira que se movimenta com velocidades entre 0 a 6 m/min.

A sucção do ar pelos exaustores se mantém e a mistura fundida parcialmente é resfriada, formando o sínter. Após o resfriamento, o sínter é peneirado para ser feita a classificação granulométrica, separando o sínter produto, do sínter *bedding* e os finos de sínter. Por fim, o sínter produto é enviado para os silos do alto-forno ou estocado em pátios de armazenamento.

2.2.2 Zonas de Sinterização

As zonas de sinterização são definidas durante o processo de aquecimento do material sobre a esteira, as quais possuem características específicas de acordo com a temperatura apresentada pelo material e a posição em que se encontra. A Figura 4 ilustra a divisão das quatro zonas de sinterização que são identificadas durante o processo de formação do sínter.

Figura 4 – Zonas de sinterização em um processo de sinterização de máquina contínua



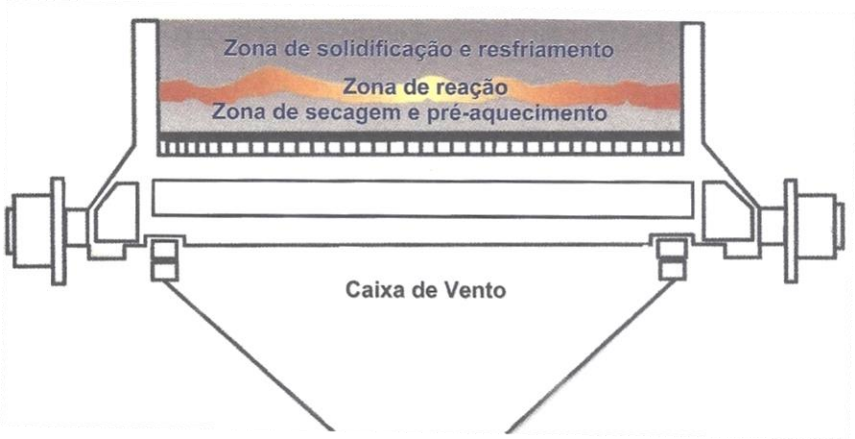
Fonte: Rizzo (2007 apud LIMA, 2019).

- Zona úmida (mistura crua): constitui a base do leito de mistura a sinterizar. Nesta zona os materiais encontram-se conforme saíram da etapa de granulação. As temperaturas são inferiores a 100ºC.
- Zona de secagem: vaporização da umidade da mistura e a desidratação dos hidróxidos. A faixa de temperatura varia de 100ºC a 500ºC.
- Zona de reação (zona de sinterização): esta região compreende temperaturas acima de 500ºC. Nestas temperaturas acontecem a combustão do carbono, decomposição dos carbonatos, reações na fase sólida, redução e re-oxidação dos óxidos de ferro e reações de formação da escória, além da formação do magma do sínter que após a cristalização constituirá o sínter.
- Zona de resfriamento: resfriamento e solidificação do sínter.

A zona de reação é considerada a região mais crítica de todo o processo, a sua transição deve acontecer de forma adequada e sobre toda a mistura disposta sobre a esteira para que ocorra a fusão necessária e, consequentemente, a transformação de todo material em sínter. A Figura 4 ilustra essa transição que a zona de reação deve percorrer, começando na parte superior do material, durante o processo de aquecimento, até chegar à parte inferior, onde ocorre a fusão completa. É necessário que a queima do material alcance a parte inferior da mistura em contato com a esteira, para que, após o resfriamento, toda a altura da camada sobre a esteira seja solidificada e transformada em sínter.

A Figura 5 mostra a visão de um corte transversal do processo de sinterização e seus equipamentos. A zona de reação indicada percorre a camada da parte superior à parte inferior de acordo com o deslocamento da esteira rumo ao resfriador. A velocidade em que ocorre este procedimento é chamada de velocidade de sinterização (LIMA, 2019).

Figura 5 – Representação esquemática do sistema de exaustão de ar



Fonte: Rizzo (2007 apud LIMA, 2019).

2.2.3 O Processo de Sinterização e o Parâmetro BTP

O parâmetro BTP é medido no momento em que a zona de reação atinge a parte mais inferior da mistura que indica o ponto de temperatura e a posição da esteira, na qual é realizada a queima do sínter, ou seja, mostra o ponto no qual o calor cedido pelo forno penetrou todo o material e realizou a fusão parcial do mesmo de forma adequada.

O parâmetro BTP é importante para a produção do sínter e é afetado pelas variáveis de entrada do processo de sinterização. Este é difícil de ser controlado e a precisão do seu valor não é obtida por meio de métodos de controle convencionais (SONG; WANG; ZHANG, 2013).

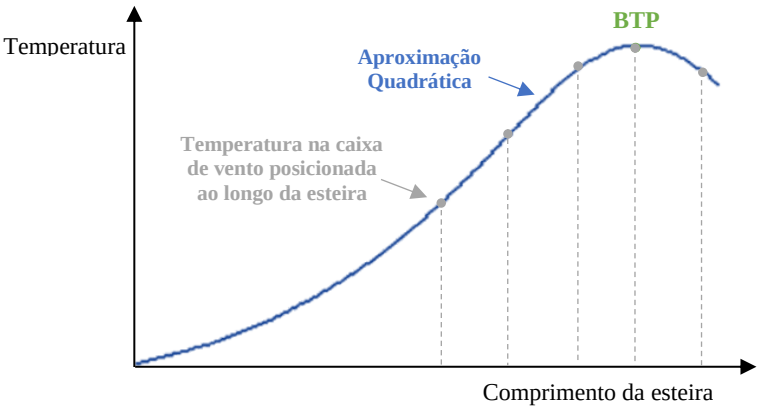
O BTP está diretamente ligado com a qualidade da produção do sínter, portanto, caso seja possível realizar uma previsão adequada da posição e da faixa de temperatura do parâmetro BTP, pode-se melhorar a qualidade do produto e reduzir o consumo de energia para a sua produção. Essas melhorias implicam em um benefício financeiro, tornando o processo mais eficiente e entregando um melhor resultado com um menor custo.

O BTP é registrado em medições realizadas ao longo da esteira pelas caixas de vento dispostas na planta. Em processos de sinterização, estas são instaladas durante toda a esteira, porém, a maior atenção é dada para as medições realizadas na parte final do processo.

Para que ocorra o funcionamento adequado do processo, devem haver o controle e a supervisão contínua das variáveis da planta de sinterização. Além da conferência do parâmetro BTP, deve-se estar atento a todas as demais variáveis, a fim de que não ocorram erros ou problemas na máquina ou processo e, consequentemente, ocasionando ineficiência na produção do sínter.

As temperaturas medidas e as posições de cada uma das caixas de vento, quando mapeadas, apresentam uma aproximação por meio de curvas quadráticas do comportamento da temperatura em relação ao comprimento da esteira (SONG; WANG; ZHANG, 2013). É possível analisar esta situação por meio do Gráfico 1 .

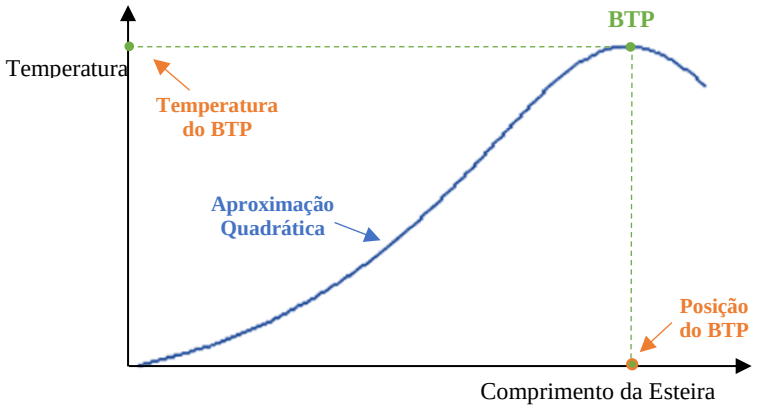
Gráfico 1 – Comportamento das temperaturas das caixas de vento



Fonte: LIMA (2019).

A partir de uma aproximação por ajuste de curva realizado com as medições das temperaturas ao longo da esteira, é possível indicar a temperatura do BTP encontrando o ponto máximo da curva aproximada, portanto, este ponto também indica a posição da esteira referente à ocorrência do BTP (LIMA, 2019). O Gráfico 2 demonstra essa relação analisada.

Gráfico 2 – Posição do BTP em relação às temperaturas das caixas de vento



Fonte: LIMA (2019).

Os métodos de cálculo de obtenção do BTP podem variar entre as empresas que detêm plantas de sinterização. Normalmente, as empresas utilizam técnicas de interpolação a serem implementadas nos computadores do nível 1 da pirâmide de automação, os chamados controladores lógicos programáveis (PLC, do inglês *programmable logic controller*).

Quando não há uma automatização na escolha das variáveis de entrada no processo de sinterização, o operador do processo se torna responsável por definir os parâmetros pendentes de acordo com a experiência obtida e conhecimento que se obtém da planta.

Dessa forma, com o intuito de automatizar as tomadas de decisões do processo de sinterização, o projeto apresentado busca, por intermédio da análise dos dados realizada (LIMA, 2019), observar a relação entre as variáveis de entrada do processo de sinterização e a posição e temperatura do BTP e desenvolver um *cyber physical system* (CPS) para analisar o comportamento apresentado para diferentes entradas das variáveis e retornar valores de velocidade da máquina de sínter adequados para as respectivas entradas. Caso haja um equilíbrio da temperatura e da posição do BTP em um local da esteira é possível fazer com que o processo se torne quase estático e, consequentemente, haja uma melhoria da qualidade e da produtividade do sínter.

2.3 Revisão Bibliográfica

O processo de sinterização e suas variáveis medidas são estudadas constantemente a fim de encontrar melhorias dispostas no processo, além da garantia do funcionamento adequado da

planta prevenindo possíveis danos e quebras nos equipamentos utilizados no processo de produção. Estas melhorias implicam na obtenção de um sínter de qualidade e na menor quantidade de perda de material. Também é importante citar o controle de emissão de poluentes na atmosfera durante o processo de produção. O principal fator impactante para estas melhorias é o parâmetro BTP. É necessário que este ponto ocorra em uma posição e temperatura adequadas para que todo o processo ocorra de forma eficaz.

Straka (1992) propôs um modelo de controle de velocidade da máquina de sínter. O modelo físico da queima do material foi formulado matematicamente como um problema de valor inicial e foi implementado em plantas de sinterização localizadas na Coréia do Sul e na Áustria. Foi proposto um método de controle da máquina por meio da permeabilidade do material focando em como esta variável varia no leito com o objetivo de controlar o BTP. Um dos problemas apontados nesse modelo foi a falta de absorção de variações obtidas durante processo, pois o mesmo possui uma latência muito grande gerando grandes atrasos nas respostas do sistema aumentando de acordo com o tamanho da máquina de sínter.

Er, Liao e Lin (2000) desenvolveram uma rede neural híbrida com uma rede neural *fuzzy* (FNN, do inglês *fuzzy neural network*) e um algoritmo genético com o objetivo de prever os componentes da qualidade química do sínter em função dos dados de entrada da matéria prima.

Wang e outros (2009) utilizaram algoritmos para encontrar correlações entre dados do BTP a fim de obter um modelo de previsão baseado em redes neurais recorrentes e realizar um controle do BTP na esteira de sinterização. Foram aplicados na pesquisa parâmetros como velocidade da esteira de sinterização, altura da camada e temperatura de ignição.

Fan, Chen e Wang (2010) desenvolveram uma FNN para o controle baseado na predição do BTP. Foi apresentada uma modelagem do sistema de controle e demonstrada a relação existente entre variáveis do processo com o parâmetro BTP, como, por exemplo, altura da camada, vazão dos gases de exaustão, permeabilidade do leito, velocidade da máquina de sínter e velocidade de sinterização.

Song, Wang e Zhang (2013) propuseram uma forma de cálculo referente ao estudo acerca do BTP compreendendo as influências das variáveis do processo no comportamento do processo.

Após a análise realizada, foi aplicado um modelo computacional de predição baseado em uma estrutura Bayesiana.

Galliazi e outros (2014) realizaram um estudo sobre a influência das variáveis do processo de sinterização no sínter produzido. Concluiu-se na pesquisa que as variáveis velocidade de sinterização, altura da camada e velocidade da máquina de sínter influenciam na qualidade final do produto.

Kim e outros (2014) publicaram um estudo sobre diferentes modos de obtenção da curva de temperatura a partir das medições realizadas no processo de sinterização. Foram propostas curvas polinomiais de terceira e quinta ordem para conseguir uma maior precisão da estimativa do comportamento da temperatura.

Wang e outros (2014) criaram um modelo para predição do BTP do sínter por meio de uma FNN e múltiplos algoritmos. O modelo tinha o objetivo de ajustar a velocidade da máquina de sínter e prever a temperatura do BTP.

Umadevi e outros (2016) desenvolveram uma rede neural artificial, a qual tinha o objetivo de encontrar o índice de tamboreamento do sínter. Esta rede utilizou nove variáveis de processo, entre elas é possível citar: umidade, base de coque, BTP e velocidade de máquina.

Almeida (2018) avaliou o desempenho de duas metodologias estatísticas diferentes: redes neurais artificiais e regressão linear múltipla. A partir destas metodologias, buscou prever propriedades físicas (índice de degradação e tamanho médio de partícula) e metalúrgicas (índice de degradação sob redução e índice de redutibilidade) do produto de uma planta de sinterização. Esta predição tem o objetivo de melhorar o controle de processo e a compreensão das relações entre variáveis de entrada e saída.

Reis (2018) desenvolveu uma rede neural recorrente para estimar o BTP em um processo de sinterização. Foi realizado um estudo das variáveis medidas durante o processo e foram escolhidas as de interesse. A rede neural criada teve o auxílio do algoritmo de poda para minimizar o tamanho da rede mantendo bom desempenho.

Lima (2019) aplicou técnicas de análises multivariadas em um conjunto de dados de variáveis medidas durante um período de 1 ano em um processo de sinterização. Foi realizado um exame detalhado sobre o conjunto disponibilizado para identificar o comportamento dos dados, *outliers* e *missing data*. Iniciou-se o procedimento a partir da interpolação por amostras vizinhas para os dados referentes a falhas isoladas utilizando *piecewise cubic hermite interpolating polynomial*. O processo de filtragem para tratar os ruídos foi feito por meio da *maximal overlap discrete wavelet transform*. Também foram aplicas a *principal component analysis* para observar o nível de correlação existente e a técnica *measure of sampling adequacy* para verificar a adequação das variáveis à análise fatorial. Após o tratamento realizado, foi disponibilizada a base de dados tratada.

É importante citar o cuidado referente às variáveis do processo de sinterização. Os autores mencionados procuraram entregar estudos sobre a relação da produção do sínter e as variáveis de entrada do processo. Estes trouxeram melhorias e novas perspectivas, além de abertura para novas pesquisas buscando sempre tornar o processo de sinterização mais eficiente e econômico.

3 REDES NEURAIS ARTIFICIAIS

Redes neurais artificiais (ANN, do inglês *artificial neural networks*) são sistemas de computação conectados em nós, inspirados no sistema nervoso central, em específico, e funcionam como os neurônios, os quais são capazes de realizar o aprendizado em máquina.

Uma ANN é uma máquina projetada para modelar a maneira com o qual o cérebro realiza uma tarefa particular ou uma função de interesse. A rede é, normalmente, implementada utilizando componentes eletrônicos ou sendo simulada em software em um computador digital (HAYKIN, 2009).

As redes neurais possuem nós interconectados, os quais são chamados de neurônios, estes formam uma rede de comunicação, a qual carrega informações com a capacidade de realizar o aprendizado de máquina, assim como o reconhecimento de padrões. Este modelo computacional é inspirado no sistema nervoso central e se assemelha à estrutura de um cérebro humano.

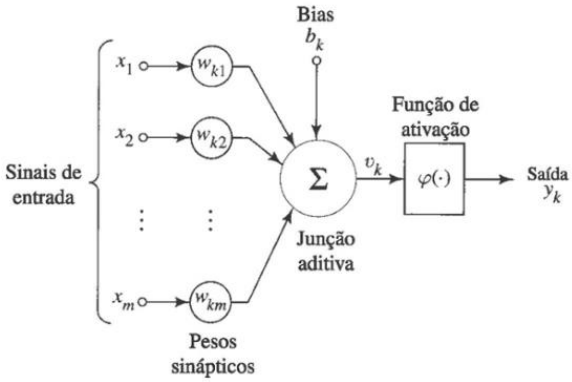
Uma rede neural é um processador paralelo massivamente distribuído, composto de unidades de processamento simples com propensão natural para armazenar conhecimento experimental e disponibilizá-lo para uso. A rede neural assemelha-se ao cérebro porque o conhecimento é adquirido pela rede por meio de um processo de aprendizagem e, além disso, as forças de conexão entre neurônios, conhecidas como pesos sinápticos, são usadas para aprender (HAYKIN, 2009).

O neurônio é uma unidade de processamento de informação que é fundamental para a operação de uma rede neural. Um modelo neural apresenta cada conjunto de conexões caracterizado por um próprio peso, presença de uma junção aditiva para somar os sinais de entrada e uma função de ativação para limitar a amplitude da saída de um neurônio. Uma característica importante é que todo neurônio em uma ANN é potencialmente afetado pela atividade global de todos os outros neurônios da rede (HAYKIN, 2009).

O primeiro modelo de rede neural artificial foi proposto por McCulloch e Pitts (1943), formado por uma simplificação do que se tinha conhecimento sobre um neurônio biológico na época. A

representação matemática resultou em modelo com m valores de entrada (x_1, x_2, x_3, ..., x_m), os pesos sinápticos w_{kj}, onde k representa o índice do neurônio, uma junção aditiva que soma os sinais de entrada ponderados pelos pesos com a adição de um *bias* b_k, uma função de ativação $\varphi(.)$ para restringir a amplitude da saída de um neurônio e uma saída y_k. A estrutura de um neurônio pode ser vista na Figura 6.

Figura 6 – Modelo não linear de um neurônio



Fonte: Haykin (2009).

O *bias* (b_k) tem o papel de aumentar ou diminuir a entrada da rede da função de ativação, dependendo se é positivo ou negativo, respectivamente. O uso do *bias* tem o efeito de aplicar uma transformação afim para a saída (v_k) da combinação linear (HAYKIN, 2009). Como pode ser visto na Figura 6, a saída da combinação linear é representada por uma soma entre a soma das entradas ponderadas pelos seus respectivos pesos e o *bias*, a equação (1) demonstra esta soma.

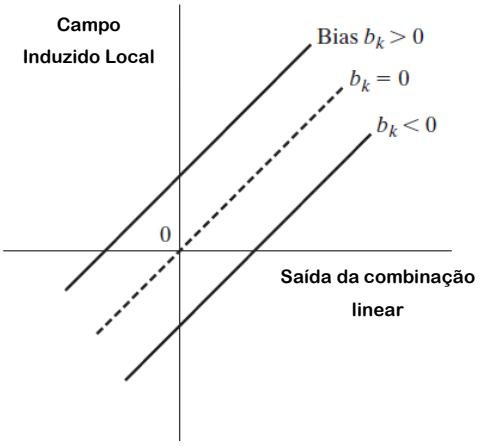
$$v_k = \sum_{j=1}^{n} w_{kj}.x_j + b_k \tag{1}$$

Em termos matemáticos, a saída de um neurônio k pode ser descrita pela equação (2).

$$y_k = \varphi\left(\sum_{j=1}^{n} w_{kj}.x_j + b_k\right) \tag{2}$$

Dependendo se o *bias* (b_k) é positivo ou negativo, a relação entre o campo induzido local, ou potencial de ativação, (v_k) do neurônio k e a saída da combinação linear (u_k) é modificada, como pode ser visto no Gráfico 3.

Gráfico 3 – Transformação afim produzida pela presença do *bias*



Fonte: Haykin (2009).
Nota: Adaptado pelo autor.

3.1 Tipos de Estrutura

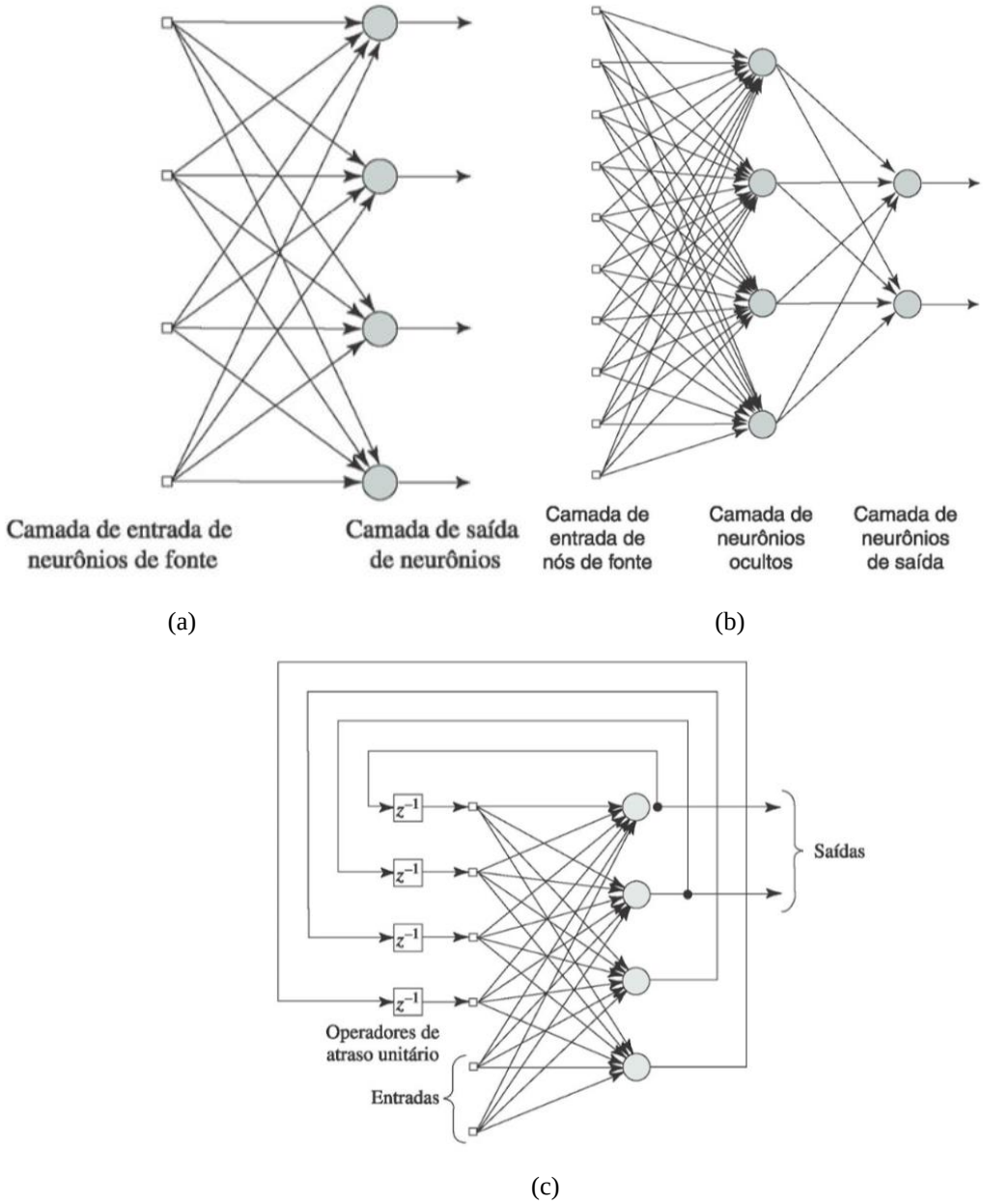
Segundo Haykin (2009), a maneira com a qual os neurônios de uma rede neural se estruturam está diretamente ligada com o algoritmo de aprendizado para treinar a rede. A forma como é utilizado o algoritmo define a estrutura da rede neural. Geralmente, as estruturas de uma ANN são divididas em três tipos, a saber:

- Redes neurais *feedforward* de camada simples: os neurônios são organizados em uma única camada. Neste caso, as redes contêm uma camada de entrada do nó de origem ligada diretamente à camada de saída dos neurônios (nó computacional) nesta única direção (sem realimentação).
- Redes neurais *feedforward* de múltiplas camadas: possuem características semelhantes com as redes neurais de camada simples, porém há a presença de uma ou mais camadas ocultas. Os nós computacionais são chamados de neurônios ocultos. Esta parte da ANN é chamada de oculta, pois não é vista diretamente da entrada ou saída da rede.
- Redes neurais recorrentes: estas redes neurais apresentam em sua estrutura ao menos um *feedback loop*, o qual realiza a realimentação da rede neural com informações do

treinamento anterior, assim a rede aprende no ponto presente com informações do passado por meio da realimentação.

As três diferentes estruturas de redes neurais podem ser observadas na 7.

Figura 7 – Arquiteturas de (a) rede neural *feedforward* de camada simples, (b) rede neural *feedforward* de múltiplas camadas e (c) rede neural recorrente



Fonte: Haykin (2009).

3.2 Tipos de Aprendizado

Segundo a *Data Science Academy* (2019), uma rede neural pode ser, também, classificada em três diferentes tipos de aprendizado, conforme citados a seguir:

- Aprendizado supervisionado (aprendizado com professor): ocorre quando há o aprendizado por meio de um conjunto conhecido de exemplos de entradas e saídas, o qual será utilizado para treinar a rede. Este conhecimento do conjunto de dados indica o aprendizado da rede com professor;
- Aprendizado por reforço: é o treinamento de modelos de aprendizado de máquina para tomar uma sequência de decisões. O treinamento é realizado pela máquina por meio de tentativa e erro. O agente tem o objetivo de atingir a meta especifica, com isso são dadas recompensas ou penalidades pelas ações executadas. O objetivo final é maximizar as recompensas recebidas;
- Aprendizado não supervisionado: ocorre quando há o aprendizado com dados que não foram rotulados, classificados ou categorizados. Realiza a identificação de semelhanças nos dados reagindo com base na presença ou ausência destas semelhanças para cada dado analisado, ou seja, realiza a procura por um padrão durante o aprendizado.

3.3 Hiperparâmetros

Para a realização do treinamento da rede neural, alguns parâmetros, chamados de hiperparâmetros, devem ser escolhidos previamente para que o processo possa ocorrer a partir das definições escolhidas pelos usuários.

Um desses hiperparâmetros é o número de épocas em um treinamento de rede neural, que indica a quantidade de passagens completas do conjunto de dados. Há necessidade de ter atenção quanto à escolha deste parâmetro, pois caso ocorra a seleção de um valor pequeno do número de épocas, é possível que provoque um problema de *underfitting*, quando realiza poucas passagens pelo conjunto de dados e não há o aprendizado completo dos dados de treinamento. Caso seja utilizado um valor grande de número de épocas, é possível que ocasione um problema de *overfitting*, quando o excesso de aprendizagem e o ruído se ajustam aos dados de treinamento (DATA SCIENCE ACADEMY, 2019).

Outro hiperparâmetro que determina parada do processo de treinamento é o número limite de falhas na validação. Este parâmetro é estipulado pela quantidade de vezes seguidas em que ocorre falha no processo de validação. O treinamento da rede neural irá ser interrompido quando for atingida a quantidade limite de vezes consecutivas em que a métrica de desempenho analisada apresenta um valor pior ao valor da métrica obtida antes de iniciar as falhas de validação.

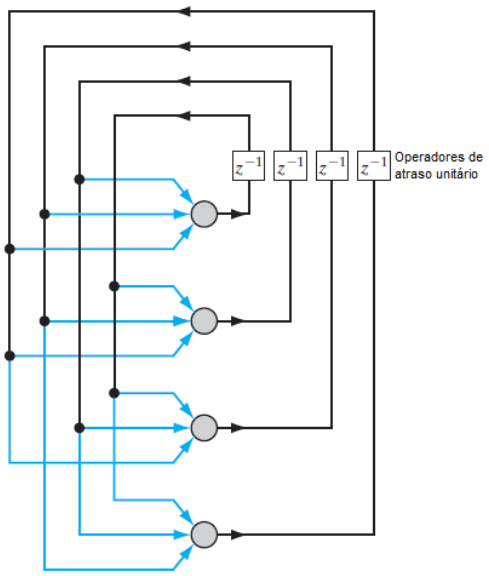
O mínimo e o máximo desempenho do gradiente são dados como valores limites para o cálculo do método do gradiente ótimo. O gradiente ótimo é um método de otimização irrestrita que busca encontrar mínimos locais, de preferência que sejam globais, de uma determinada função analisada. Em um treinamento de rede neural, o método busca encontrar o resultado otimizado e, ao chegar em um mínimo local, repete o processo a quantidade de vezes definida pelo programador buscando encontrar um novo mínimo local e, caso não encontre, o treinamento é parado e este é definido como o melhor resultado do treinamento.

A taxa de aprendizagem é a quantidade de passos que são dados em um treinamento em busca de um mínimo local na função analisada. É possível observar que se deve escolher uma taxa de aprendizagem adequada, pois se este valor for muito alto, durante os passos realizados, pode ocorrer a perda do mínimo procurado, fazendo com que o algoritmo fique perdido durante o treinamento. Caso ocorra a escolha deste parâmetro muito baixo ocasiona em uma redução na velocidade de descida estocástica do gradiente, aumentando o tempo total de treinamento (DATA SCIENCE ACADEMY, 2019).

3.4 Redes Neurais Recorrentes

As redes neurais recorrentes (RNN, do inglês *recurrent neural network*) são redes equivalentes as redes tradicionais *feedforward*, porém apresentam ao menos um *loop* de realimentação. Uma RNN pode conter uma camada simples de neurônios com cada um alimentando a entrada de todos os outros neurônios da rede através do seu sinal de saída, ou seja, não há *loops* de auto alimentação, esta rede está ilustrada na Figura 8. A Figura 7(c) ilustra outro exemplo de RNN, neste caso há a presença de *loops* de realimentação e camada oculta de neurônios (HAYKIN, 2009).

Figura 8 – Redes neurais recorrente sem *loops* de auto alimentação e sem camadas ocultas



Fonte: Haykin (2009).
Nota: Adaptado pelo autor.

A principal ideia de uma RNN é a preservação das informações que foram obtidas no treinamento anterior por meio de *loops*. Este tipo de rede possui a finalidade do reconhecimento de padrões em sequências de dados, como por exemplo, texto, genomas, caligrafia, palavra falada ou dados de séries numéricas que emanam de sensores.

Uma RNN é projetada com objetivo de se obter uma decisão alcançada no tempo t através da influência da decisão alcançada no tempo t - 1, ou seja, as redes recorrentes possuem duas fontes de entrada, o presente e o passado recente. A principal diferença entre as redes *feedforward* e as redes neurais recorrentes é a presença de um *loop* de *feedback* conectado às suas decisões anteriores (DATA SCIENCE ACADEMY, 2019).

É possível obter dois modelos não lineares autorregressivos. O primeiro modelo é o *nonlinear autoregressive* (NAR), este implica na utilização da rede neural de valores passados da mesma série a fim de se obter a saída futura desejada. A rede NAR pode ser representada pela equação (3).

$$\hat{y}(t) = \varphi\left[\, y(t-1), y(t-2), \ldots, y(t-n_y)\right]^T \tag{3}$$

onde $\hat{y}(t)$ é a saída estimada do modelo; t é o instante analisado; $y(t)$ é a saída do modelo; n_y é a quantidade de atrasos e $\varphi(\cdot)$ é a função de ativação.

O segundo modelo é o modelo não linear autorregressivo com entrada exógena (NARX, do inglês *nonlinear autoregressive exogenous*) que apresenta as mesmas características do modelo anterior com a adição de uma ou mais entradas exôgenas. A rede NARX pode apresentar atrasos de tempo, caso haja necessidade, na sua entrada exógena, assim como o atraso imposto na própria saída da rede neural. A rede NARX pode ser representada pela equação (4).

$$\hat{y}(t) = \varphi\left[\, y(t-1), y(t-2), \dots, y\left(t-n_y\right) + u(t-1), u(t-2), \dots, u\left(t-n_y\right)\right]^T \qquad (4)$$

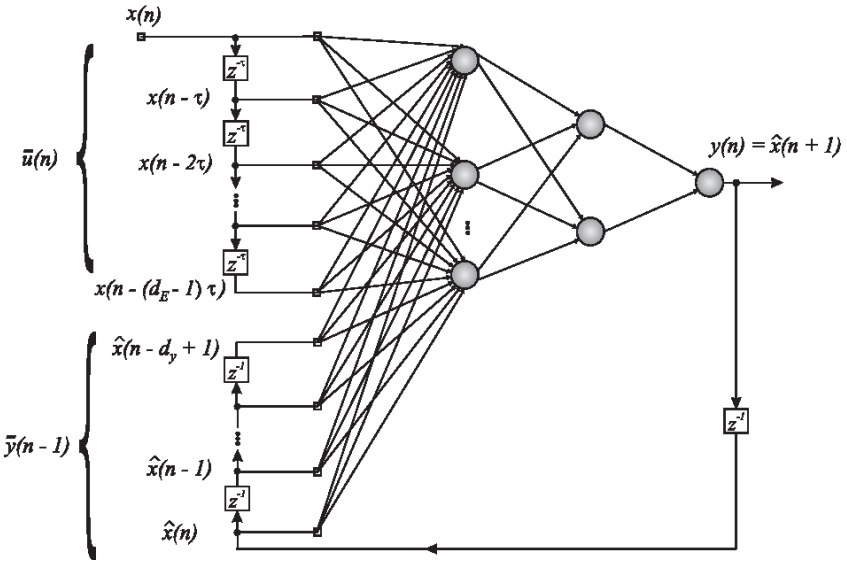
onde $u(t)$ é a entrada exógena do instante t.

Segundo Diaconescu (2008), a rede NARX possui algumas importantes qualidades quando utilizado o algoritmo de aprendizagem gradiente descendente:

- O aprendizado com o gradiente descendente é mais efetivo em redes NARX do que em outra rede neural;
- Estas redes convergem mais rapidamente e generalizam melhor do que outras redes.

O modelo desta rede neural se torna dependente dos próprios valores passados da própria série e de valores presentes e passados de uma entrada exógena imposta na rede. A Figura 9 mostra o modelo de uma rede NARX.

Figura 9 - Modelo de uma rede neural NARX com atraso na entrada exógena



Fonte: Barreto e Menezes (2008).

Para que a rede neural possa realizar o treinamento e obter uma resposta adequada, deve-se realizar o processo de otimização, o qual utiliza do procedimento da minimização da função custo, onde deseja encontrar o menor valor do erro quadrático médio (EQM) entre a saída desejada e a estimada pela rede neural, ou seja, quanto menor for o valor obtido para este erro, melhor treinada foi a rede neural e melhor será o resultado obtido (SAITO JUNIOR; NASCIMENTO JÚNIOR; YONEYAMA, 1999). O EQM pode ser descrito conforme a equação (5).

$$EQM(\hat{y}(t)) = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(\hat{y}(t)_i - y(t)_i)^2 \tag{5}$$

Onde $EQM(\hat{y}(t))$ é o erro médio quadrático da estimativa entregue $\hat{y}(t)$; $\hat{y}(t)_i$ é a estimativa dada na posição i; $y(t)_i$ é a saída real na posição i; N é a quantidade de amostras.

O trabalho possui o objetivo de treinar uma rede neural artificial que apresente regressão com a finalidade de controlar o parâmetro BTP, atualizando a rede com valores obtidos nos treinamentos em tempos passados. A finalidade do projeto é encontrar uma rede que consiga entregar uma estimativa adequada com o menor EQM possível.

4 AJUSTE DE CURVAS

É muito comum na engenharia a realização de testes e medições de sistema, os quais se obtêm pontos que apresentam comportamento de relacionamento de uma variável independente e de uma ou mais variáveis dependentes. Estes pontos, em diversos casos, não são suficientes para a realização de uma análise adequada do sistema utilizado, portanto, uma alternativa é realizar uma curva que passe por estes pontos ou que os abranjam.

Ajuste de curvas é um método que consiste em encontrar uma curva adequada que consiga se ajustar a uma série de pontos obtidos. Este método pode envolver interpolação, a qual se ajusta exatamente aos dados obtidos ou pode envolver suavização, a qual é constituída de uma função suave que se aproxima dos dados obtidos.

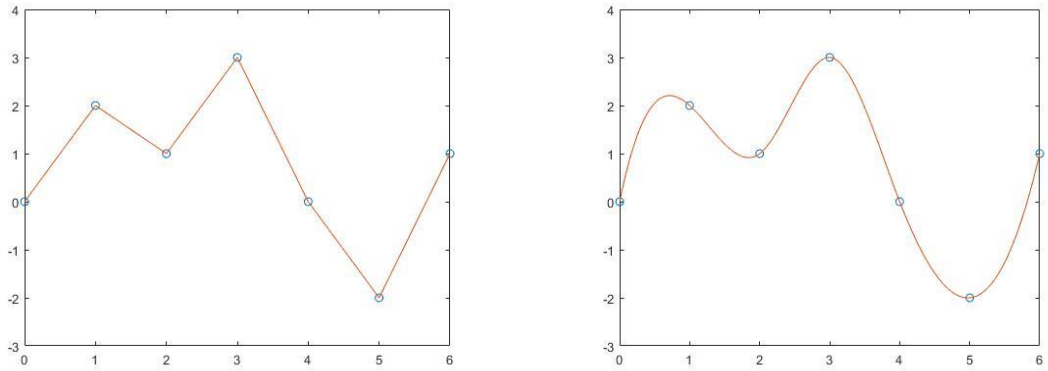
A aproximação realizada por meio de uma curva envolve possíveis erros nos novos pontos criados se fossem comparados com os supostos pontos reais obtidos, porém, dependendo do caso analisado, este erro pode ser irrelevante, o que torna a análise adequada e eficiente para o sistema determinado.

A suavização realiza um ajuste, por meio de uma curva formada por uma determinada função, nos dados que possuem variações abruptas ou são formados por dados discretos. A suavização realiza uma aproximação e, não necessariamente, se adequa exatamente aos pontos obtidos.

A interpolação consiste em aproximar valores de uma base de dados amostrada discretamente a partir de um tempo de amostragem entregue. Este método se baseia em construir um novo conjunto de dados a partir deste conjunto de dados amostrado discretamente. Esta interpolação realizada pode construir uma função que se adeque na nova base de dados obtida realizando a continuidade desejada. A interpolação pode ser dividida em linear, polinomial, trigonométrica e *spline*.

O Gráfico 4 ilustra a interpolação linear e a interpolação por *spline* realizada a partir de uma base de dados discretos arbitrária como forma de demonstrar a diferença entre os distintos tipos de interpolação.

Gráfico 4 – Métodos de (a) interpolação linear (b) interpolação *spline*



(a) (b)

Fonte: Produção do próprio autor.

O projeto propõe como uma das soluções do problema apresentado a realização de ajuste de curva por meio do método de interpolação *spline* a partir dos dados das temperaturas das caixas de vento nº 19, 20, 21, 22 e 23, pois o parâmetro BTP ocorre na região em que estas caixas de vento estão dispostas. Após este processo, deve-se encontrar o ponto máximo da curva, o qual indica a aproximação da temperatura BTP do processo.

4.1 Método *Spline*

No método de interpolação *spline*, um conjunto de observações é modelado por vários polinômios. O processo é realizado a partir da escolha de pontos distintos no intervalo de observações sendo definido um polinômio para cada intervalo. A finalidade deste método é modelar curvas complexas por meio de polinômios mais simples (HASTIE; TIBSHIRANI; FRIEDMAN, 2008).

Quanto maior a quantidade de pontos em um intervalo de tempo, menor será o erro obtido durante a interpolação. A interpolação para estes casos ocasiona em uma inexatidão ocorrente devido a erros de arredondamento. Ao contrário, é possível avaliar, também, que quanto menor a quantidade de pontos em um intervalo de tempo, maior será o erro induzido pela interpolação por falta de dados necessários.

O *software Matlab* utiliza, para a solução do problema, a aplicação do método de interpolação *spline* cúbico. O *spline* cúbico é aquele formado por interpolações a cada ponto por meio de polinômios de grau 3.

Segundo Avezedo e outros (2018), considerando $z_1 < z_2 < \ldots < z_n$ os pontos de interpolação, um *spline* cúbico é uma função $s(z)$, definida em um intervalo $[z_1,\ z_n]$, apresentando obrigatoriamente as seguintes propriedades:

1. $s(z)$, $s'(z)$ e $s''(z)$ são funções contínuas no intervalo (z_1, z_n).
2. Em cada subintervalo $[z_j, z_{j+1}]$, $s(z)$ é um polinômio cúbico para j = 1, 2, . . . , n.

5 PLANTA EM ESTUDO E VARIÁVEIS EM ANÁLISE

O trabalho possui o objetivo de analisar e estudar a planta industrial do processo de sinterização e buscar uma relação entre as suas variáveis com o ponto de produção ótima do sínter. O operador da planta possui a função de controlá-la e tomar decisões que sejam adequadas para o processo eficiente da produção. As variáveis que são medidas durante todo o processo são importantes para que haja o entendimento da planta auxiliando o operador da máquina nas possíveis alterações em que se pode realizar.

O material, transformado em sínter ao final do processo, é despejado pela alimentadora, por meio de rolos alimentadores, na esteira de metal gradeada, o qual será transportado acima do *bedding* para proteger a esteira. Ao final do processo, a mistura receberá o seu maior valor de temperatura, o qual indica a fusão parcial de todo o material e, consequentemente, a formação do sínter. Após atingir o ponto de máxima temperatura, o sínter é resfriado até o final da esteira, solidificando o material.

Durante toda a esteira são colocadas vinte e três caixas de vento com um espaçamento de 4 metros de distância uma da outra, cada uma com um sistema de monitoramento da temperatura por meio de termopares. A esteira de sinterização apresenta área útil de 484 m², largura de 5,5 m, comprimento de 88 m e aproximadamente 600 mm de altura da camada de sínter (TELLES, 2010 apud LIMA, 2019).

A empresa detentora da planta disponibilizou os dados de trinta e seis variáveis do processo de sinterização, as quais foram medidas durante 1 ano. Todas estas variáveis são significativas para o processo, entre elas é possível citar: informações sobre o material, temperaturas medidas nas caixas de vento e posição e temperatura do BTP.

É importante lembrar que as medidas da temperatura e da posição do BTP foram obtidas por meio da aproximação quadrática da curva de temperatura formada pelas medições das temperaturas das caixas de vento (seção 2.2.3), ou seja, não houve a medição exata e precisa do parâmetro BTP. Com o objetivo de não se ter influência desta questão no resultado, deve-se realizar uma análise da correlação entre as variáveis do processo e as temperaturas medidas nas caixas de vento como uma forma de compensação desta aproximação.

O Quadro 1 mostra todas as trinta e seis variáveis medidas, suas unidades de medida e os seus períodos de amostragem.

Quadro 1 – Variáveis do processo de sinterização

(continua)

N°	Variáveis do processo	Unidade de medida	Amostragem
1	Consumo de Cal	%	24h
2	Base de Coque	%	24h
3	Pilha Homogeneizada A	ton	1h
4	Pilha Homogeneizada B	ton	1h
5	Total Pilha Homogeneizada	ton	1h
6	RDEG na Pilha Homogeneizada	%	24h
7	SFBR no sínter *feed*	%	24h
8	STFA no sínter *feed*	%	24h
9	+1 mm na Pilha Homogeneizada	%	24h
10	Relação +1/-0,105 na Pilha Homogeneizada	-	24h
11	Fração +1 mm na Mistura Total	%	24h
12	Fração -0,105 mm na Mistura Total	%	24h
13	Relação +1/-0,105 mm na Mistura Total	-	24h
14	RDEG na Mistura Total	%	24h
15	Densidade da Mistura	ton/m³	1h
16	Altura da Camada	mm	6 h
17	Velocidade de Sinterização	mm/min	1 h
18	Velocidade da Máquina de Sínter	m/min	1 h
19	Temperatura da Caixa de Vento nº11	°C	6 h
20	Temperatura da Caixa de Vento nº13	°C	6 h
21	Temperatura da Caixa de Vento nº18	°C	6 h
22	Temperatura da Caixa de Vento nº19	°C	1 h
23	Temperatura da Caixa de Vento nº20	°C	1 h
24	Temperatura da Caixa de Vento nº21	°C	1 h
25	Temperatura da Caixa de Vento nº22	°C	1 h
26	Temperatura da Caixa de Vento nº23	°C	1 h

Quadro 1 – Variáveis do processo de sinterização

(conclusão)

N°	Variáveis do processo	Unidade de medida	Amostragem
27	Pressão na Caixa de Vento nº22	mmH_2O	1 h
28	Pressão na Caixa de Vento nº23	mmH_2O	1 h
29	Vazão do Exaustor Nº 1	Nm^3/min	1 h
30	Vazão do Exaustor Nº 2	Nm^3/min	1 h
31	Pressão do Exaustor	mmH_2O	1 h
32	Temperatura BTP	°C	1 h
33	Posição do BTP	%	1 h
34	CO	mg/Nm^3	1 h
35	Produtividade	$ton/dia*m^2$	6 h
36	Geração de Finos de Retorno	ton/dia	1 h

Fonte: Reis (2018).
Nota: Adaptado pelo autor.

Como é possível observar no Quadro 1, as variáveis do processo possuem períodos de amostragem diferentes umas das outras. A maioria das variáveis apresenta dados fornecidos a cada 1 hora, porém algumas variáveis foram medidas em intervalos de tempo de 6 horas e 24 horas. Isto ocorreu, pois, para a empresa, não havia a necessidade de realizar a medição destas variáveis a cada hora devido à pequena variação que ocorria. Não é informado o horário em que as medições destas variáveis foram realizadas.

As variáveis de números um a quatorze são informações medidas que caracterizam a mistura de entrada do processo. As variáveis “Consumo de Cal” e “Base de Coque” apresentam a porcentagem do consumo de cal e do coque presentes da mistura. As variáveis “Pilha Homogeneizada A”, “Pilha Homogeneizada B” e “Total Pilha Homogeneizada” são as medidas da quantidade de produto homogeneizado da pilha A, da pilha B e a soma total que se encontra na mistura. As variáveis “SFBR no sínter *feed*” e “STFA no sínter *feed*” entregam as medições referentes ao percentual de minério de ferro provenientes das minas de Brucutu e da Fábrica, respectivamente.

Na formação da pilha homogeneizada são medidas as variáveis “RDEG na Pilha Homogeneizada” que corresponde a quantidade de finos de minério do peneiramento da mistura

que são reutilizados no processo, “+1 mm na Pilha Homogeneizada” que corresponde ao percentual de componentes com granulometria maior que 1 mm e “Relação +1/-0,105 mm na Pilha Homogeneizada” que corresponde a relação do percentual de componentes com granulometria maior que 1 mm e o percentual de componentes de granulometria menor que 0,105 mm.

Na formação da mistura total são medidas as variáveis “Fração +1 mm na Mistura Total”, “Relação +1/-0,105 mm na Mistura Total” e “RDEG na Mistura Total” que apresentam as mesmas características da variáveis de números 6, 9 e 10 com a diferença de serem medidas na mistura total ao invés da pilha homogeneizada. A variável “Fração -0,105 mm na Mistura Total” corresponde ao percentual de componentes de granulometria menor que 0,105 mm.

As variáveis de números quinze a dezoito do Quadro 1 correspondem a parâmetros que podem ser controlados pelo operador durante o processo de sinterização. A “Densidade da Mistura” é a medição da concentração do material fino inserido na mistura do sínter, esta concentração pode ser alterada, de acordo com a necessidade.

A “Altura da Camada” é a medição direta da altura que a mistura possui no processo, este parâmetro deve ser definido com o objetivo de se obter a permeabilidade e eficiência térmica do processo, de acordo com o que se deseja. A máxima permeabilidade ocorre em menores alturas da mistura, enquanto a máxima eficiência térmica ocorre em maiores alturas (RIZZO, 2007 apud LIMA, 2019).

A “Velocidade de Sinterização” corresponde à velocidade com que a combustão se propaga. Esta variável, também chamada de velocidade vertical, é estimada a partir de uma relação entre o tempo gasto para que a zona de reação se mova da parte superior da altura camada do material até a parte inferior da camada em contato com a esteira de sínter. A “Velocidade da Máquina de Sínter”, também chamada de velocidade horizontal, corresponde à velocidade em que a esteira opera carregando o material. Estas variáveis são extremamente sensíveis para o processo e devem ser operadas adequadamente para que não tragam prejuízos durante a produção. A posição e temperatura em que ocorre o BTP podem ser alteradas de acordo com os ajustes realizados nas velocidades. Esta relação é importante para que se possa ter o controle total sobre a planta do processo.

As variáveis de números dezenove a trinta e um do Quadro 1 são medições de temperatura, vazão e pressão durante o processo. As variáveis “Temperatura das Caixas de Vento” são medidas por termopares próximos as caixas de vento. As variáveis “Vazão do Exaustor” e “Pressão do Exaustor” apresentam relação direta com a permeabilidade da combustão. A pressão na caixa de vento e nos exaustores é, geralmente, maior no início do processo, indicando uma menor permeabilidade do material, e, geralmente, menor no final do processo. As medidas de pressão podem ser um indicativo da qualidade e porosidade do material podendo ser usada para alteração de outros parâmetros do processo de sinterização com o objetivo de buscar a melhor qualidade do material (RIZZO, 2007 apud LIMA, 2019).

As variáveis de números trinta e dois e trinta e três do Quadro 1 informam a temperatura e a posição em que o BTP ocorre. A “Temperatura BTP” corresponde à maior temperatura em que o processo de sinterização atinge ocasionando a fusão total da mistura e, consequentemente, formando o sínter. A “Posição do BTP” indica a posição da esteira em que a temperatura BTP é atingida.

Essas variáveis são obtidas a partir de cálculos realizados baseados nas caixas de vento presentes ao longo da esteira. A posição do BTP, normalmente, é controlada para que ocorra próximo à penúltima ou antepenúltima caixa de vento tendo tempo suficiente para que haja o resfriamento após a formação do sínter (RIZZO, 2007 apud LIMA, 2019).

As variáveis de números trinta e quatro a trinta e seis do Quadro 1 entregam informações sobre a saída do processo. A variável “CO” corresponde à quantidade de monóxido de carbono que foi emitido durante o processo de sinterização. A variável “Produtividade” indica o quanto de sínter foi produzido. A variável “Geração de Finos de Retorno” corresponde à quantidade de material fino que não foi aglomerado ao longo do processo de sinterização que será reutilizado.

6 DESENVOLVIMENTO DO CPS

A base de dados para o desenvolvimento do CPS foi obtida através do trabalho em Lima (2019). O trabalho inicial utilizou o conjunto de dados disponibilizados pela empresa detentora da planta e aplicou técnicas de análise multivariadas identificando o comportamento dos dados, *outliers* e *missing data*.

Após todos os procedimentos de análise e tratamentos realizados, foi obtida a base de dados tratada. Esta será utilizada no desenvolvimento do CPS com o objetivo de manipular a velocidade da máquina de sínter para controlar o parâmetro BTP em uma faixa de valores definida.

6.1 *Softwares* Utilizados

Os dados foram disponibilizados em uma planilha do *software Microsoft Office Excel* contendo todas as variáveis e todas as amostras respectivas em seu determinado tempo de medição. Estes dados foram utilizados em uma rede neural desenvolvida por um código realizado no *software Matlab*.

6.2 Escolha do Tipo de Rede Neural

A base de dados com todas as variáveis analisadas e passadas por todo o processo de tratamento foi obtida para realizar o desenvolvimento de um CPS. Após análises feitas entre os variados tipos de rede neurais possíveis, o que apresentou características que trouxessem um melhor desempenho para o problema analisado foi a RNN.

Dentre as possibilidades quanto às redes neurais recorrentes, o modelo NARX permite uma entrada exógena para auxiliar na predição da variável desejada. Essa entrada exógena, também, pode apresentar atraso na alimentação, caso haja necessidade.

6.3 Base de Dados

A base de dados, após análise e tratamento, realizados no trabalho em Lima (2019), apresentou 36 variáveis do processo e 7692 amostras. Todas as variáveis e suas respectivas amostras foram analisadas para encontrar o conjunto de dados que entregasse o resultado mais adequado na rede neural desenvolvida.

Considerando o trabalho realizado em Lima (2019), percebeu-se que as variáveis de maior influência e correlação são as inseridas no Quadro 2. Outro ponto analisado foi a taxa de amostragem apresentada por cada variável, sendo escolhidas apenas as que possuíam compatibilidade na frequência de medição.

Assim, todos os atributos responsáveis por caracterizar a composição do material que entra na esteira foram descartados, exceto “Total Pilha Homogeneizada”. As variáveis “Altura da Camada”, “Temperatura da Caixa de Vento nº11”, “Temperatura da Caixa de Vento nº13” e “Temperatura da Caixa de Vento nº18” também foram excluídas da base de dados. Por último, houve o descarte dos atributos “Produtividade”, “CO” e “Geração de Finos de Retorno”.

6.4 Separação das Variáveis de Entrada e Saída da Rede Neural

A partir da base de dados restante contendo 16 atributos, iniciou-se uma bateria de testes com o objetivo de encontrar uma estimativa adequada para a saída da rede neural desenvolvida e, consequentemente, o menor erro possível. Essa bateria de testes ocorreu na forma de analisar a resposta da rede neural para diversas composições dos dados disponíveis e, ao término dos testes, definir a base de dados final.

Antes de iniciar os testes necessários, foi realizada a separação das variáveis de entrada e saída da rede neural. O objetivo principal do desenvolvimento do CPS é entregar uma forma operacional que corresponda na obtenção de uma faixa desejável de valores para o parâmetro BTP. A temperatura e a posição em que ocorre o BTP devem ser ajustadas pelo operador da máquina de acordo com o valor ideal para que o processo de produção ocorra em função das escolhas realizadas.

A variável “Velocidade da Máquina de Sínter” é uma das mais importantes na produção do sínter, pois, por ser um dos atributos de controle do processo, o operador da esteira pode alterar diretamente de acordo com o desejado. A partir desta análise, é adequado utilizá-la como saída da rede neural objetivando a velocidade adequada da esteira para que todo o processo ocorra da forma desejada. Posteriormente a esta previsão, o operador pode alterar a velocidade da esteira de acordo com o resultado obtido da rede neural a partir dos dados de entrada inseridos.

Definida a variável de saída, o próximo passo foi achar o conjunto de dados de entrada da rede. Iniciou-se a bateria de testes alterando as composições e sempre mantendo a saída como a velocidade da esteira. Os testes foram realizados alterando sequencialmente três passos:

i. Quantidade de neurônios da rede neural;
ii. Quantidade de atrasos na realimentação da rede neural;
iii. Composição das variáveis de entrada da rede neural.

Os passos i. e ii. foram alterados continuamente para todas as composições testadas. A variação da quantidade de neurônios na rede foi realizada acrescentando 20 neurônios a cada teste em um intervalo de 10 a 250 neurônios, totalizando 13 testes. Observou-se que, a partir de 150 neurônios, não ocorria melhora nas redes, tornava apenas o processo mais lento e, em alguns testes, ocasionava uma piora no rendimento do resultado.

A variação da quantidade de atrasos na realimentação da rede neural foi realizada em cinco valores. Os atrasos para cada teste feito foram dados por 2, 3, 5, 7 e 10 atrasos. Observou-se que em todos os testes, à medida que o número de atrasos era acrescentado, a rede apresentava um resultado com erros mais significativos. Portanto, para todas as composições testadas e em todas as quantidades de neurônios impostas nas redes, houve um melhor resultado para 2 atrasos na realimentação da rede.

Foi realizada uma análise das variáveis da base de dados. As formações criadas na entrada da rede neural ocorreram de forma a não excluir as variáveis consideradas mais importantes do processo que são o parâmetro BTP, as velocidades da esteira e de sinterização e as temperaturas medidas nas cinco últimas caixas de vento da esteira. A variação na composição da entrada da rede neural ocorreu de cinco formas diferentes:

i. Exclusão da variável “Total Pilha Homogeneizada”;

ii. Exclusão das variáveis “Pressão na Caixa de Vento nº22” e “Pressão na Caixa de Vento nº23”;
iii. Exclusão das variáveis “Vazão do Exaustor Nº 1” e “Vazão do Exaustor Nº 2”;
iv. Exclusão das variáveis “Pressão na Caixa de Vento nº22”, “Pressão na Caixa de Vento nº23”, “Vazão do Exaustor Nº 1” e “Vazão do Exaustor Nº 2”;
v. Utilização das 15 variáveis da base de dados.

Foram realizados todos os testes de quantidade de neurônios e de atrasos de realimentação para os cinco conjuntos de dados de entrada, todos apresentando como saída a velocidade da esteira.

A cada teste realizado foi feita uma comparação relacionando as predições que apresentaram o resultado mais adequado e, consequentemente, o menor erro a cada saída do treinamento. Algumas métricas foram determinantes para esta análise, como por exemplo: coeficiente de determinação, EQM e histograma do erro. Por fim, notou-se que o conjunto contendo as 15 variáveis de entrada apresentou melhor desempenho, sendo o mais recomendado para o trabalho em questão.

Após a bateria de testes realizada, encontrou-se o melhor desempenho com as seguintes características da rede neural:

i. 15 variáveis de entrada;
ii. 1 variável de saída;
iii. 150 neurônios;
iv. 2 atrasos na realimentação.

No Quadro 2 é possível observar todas as variáveis escolhidas e utilizadas no processo de estimativa da velocidade da máquina do sínter. As 15 primeiras variáveis foram utilizadas na entrada da rede neural obtendo como resposta a variável nº 16.

Quadro 2 – Variáveis utilizadas na rede neural

Nº	Variáveis do processo	Unidade de medida	Amostragem
1	Total Pilha Homogeneizada	ton	1h
2	Densidade da Mistura	ton/m³	1h
3	Velocidade de Sinterização	mm/min	1 h
4	Temperatura da Caixa de Vento nº19	°C	1 h
5	Temperatura da Caixa de Vento nº20	°C	1 h
6	Temperatura da Caixa de Vento nº21	°C	1 h
7	Temperatura da Caixa de Vento nº22	°C	1 h
8	Temperatura da Caixa de Vento nº23	°C	1 h
9	Pressão na Caixa de Vento nº22	mmH_2O	1 h
10	Pressão na Caixa de Vento nº23	mmH_2O	1 h
11	Vazão do Exaustor Nº 1	Nm³/min	1 h
12	Vazão do Exaustor Nº 2	Nm³/min	1 h
13	Pressão do Exaustor	mmH_2O	1 h
14	Temperatura BTP	°C	1 h
15	Posição do BTP	%	1 h
16	Velocidade da Máquina de Sínter	m/min	1 h

Fonte: Produção do próprio autor.

6.5 Informações Sobre a Rede Neural

Após a escolha final dos dados, voltou-se a atenção para o treinamento da rede neural. Algumas características e alguns parâmetros são de importante escolha para o bom resultado do treinamento.

Os dados da base são divididos em três conjuntos: treino, validação e teste. Os dados foram divididos em:

- Treino: 70% (5.244 amostras);
- Validação: 15% (1.124 amostras);
- Teste: 15% (1.124 amostras).

O treinamento da rede neural utiliza um algoritmo de treinamento. Para o projeto analisado foi escolhido o algoritmo *Levenberg-Marquadt backpropagation*, este requer mais memória do computador utilizado para a realização do processo, porém é feito em um menor tempo. O treinamento é parado quando a generalização para de melhorar, isto acontece a partir de um incremento no EQM da validação simples.

É importante citar que a latência obtida pela planta de sinterização que gera os atrasos nas respostas do sistema não foi considerada durante o desenvolvimento da rede neural.

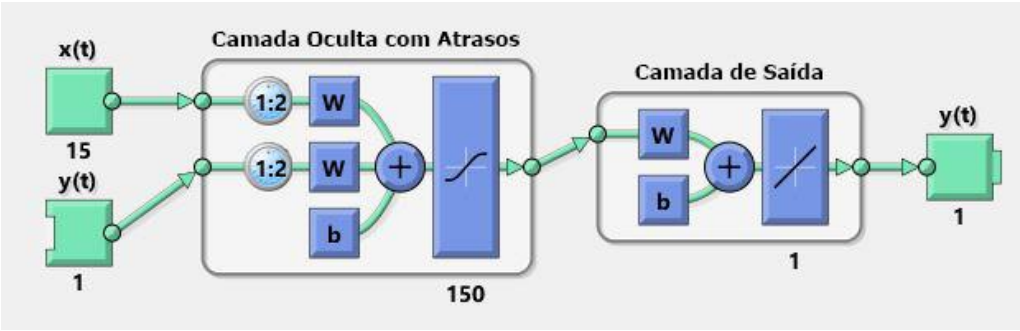
6.6 Resultados Obtidos da Rede Neural Desenvolvida

Considerando a escolha final realizada a partir de todos os testes realizados em busca da rede neural que apresentasse melhor desempenho, todas os parâmetros escolhidos foram inseridos no código da RNN desenvolvida no *software Matlab*. Após a compilação, os resultados entregues foram retirados para análise do projeto.

6.6.1 Rede Neural NARX

Após todo o processo preparatório e de análise em busca do melhor desempenho, eficiência e respectiva escolha adequada do modelo da rede neural e suas características correspondentes, iniciou-se o treinamento da rede neural para encontrar o resultado desejado para a obtenção da velocidade da esteira a partir de parâmetros de entrada inseridos. É possível analisar o modelo NARX utilizado na Figura 10.

Figura 10 – Rede neural NARX utilizada para realizar o treinamento



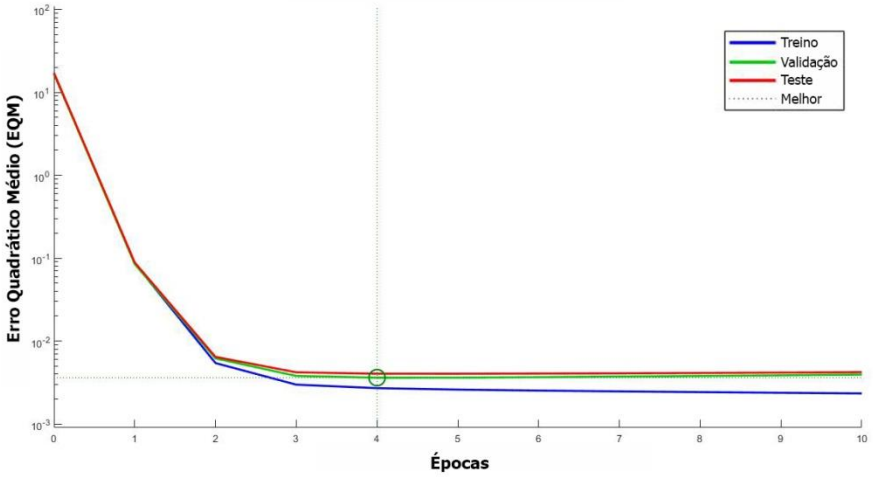
Fonte: Produção do próprio autor.

A partir do modelo, pode-se observar a presença de 15 variáveis de entrada exógena à rede neural e 1 variável de saída sendo realimentada (Velocidade da Máquina de Sínter), ambas com 2 atrasos. A camada oculta com atrasos possui seus respectivos pesos tanto para a entrada exógena quanto para a saída realimentada, além da presença do *bias*. Também é possível observar a presença de 150 neurônios na camada oculta da rede neural. Logo após, há a presença da camada de saída recebendo os dados da camada anterior e adicionando um peso específico correspondente e incluindo, também, o *bias*.

6.6.2 Desempenho

Durante o treinamento, os dados foram separados em três grupos: treino, validação e teste. Por meio da métrica EQM utilizada para encontrar o menor erro possível obtido no treinamento, houve uma busca da época em que apresentou o melhor comportamento para a métrica envolvida durante o processo de validação dos dados. É possível observar este desempenho no Gráfico 5.

Gráfico 5 – Desempenho do treinamento da rede neural



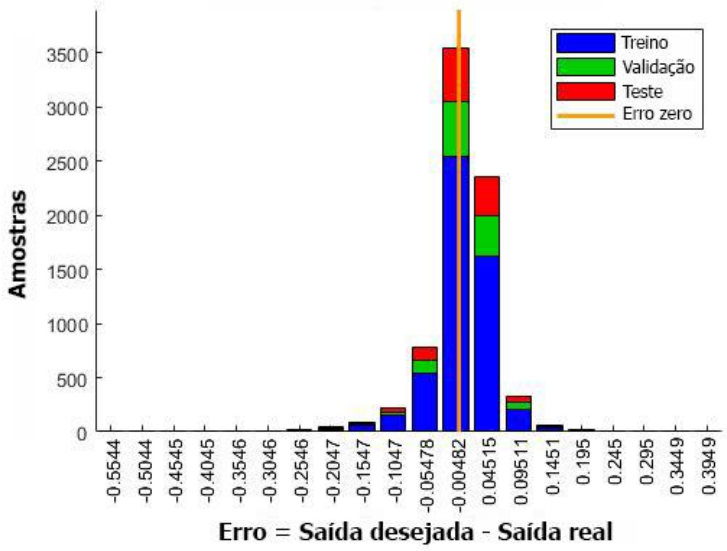
Fonte: Produção do próprio autor.

A partir do Gráfico 5 é possível observar que o melhor desempenho no treinamento ocorreu na quarta época, portanto, a rede apresentou o menor EQM nesta época sem que “decorasse”. É possível observar que a rede apresenta uma boa relação entre as variáveis, o que implicou na necessidade de apenas 4 épocas para que a rede pudesse aprender.

6.6.3 Histograma do Erro

Após o processo completo do treinamento realizado pela rede neural, é importante analisar os erros apresentados ao comparar a saída obtida e a saída real. No Gráfico 6 é possível analisar a quantidade de amostras que apresentaram os seus respectivos erros, considerando os processos de treino, validação e teste.

Gráfico 6 – Histograma do erro



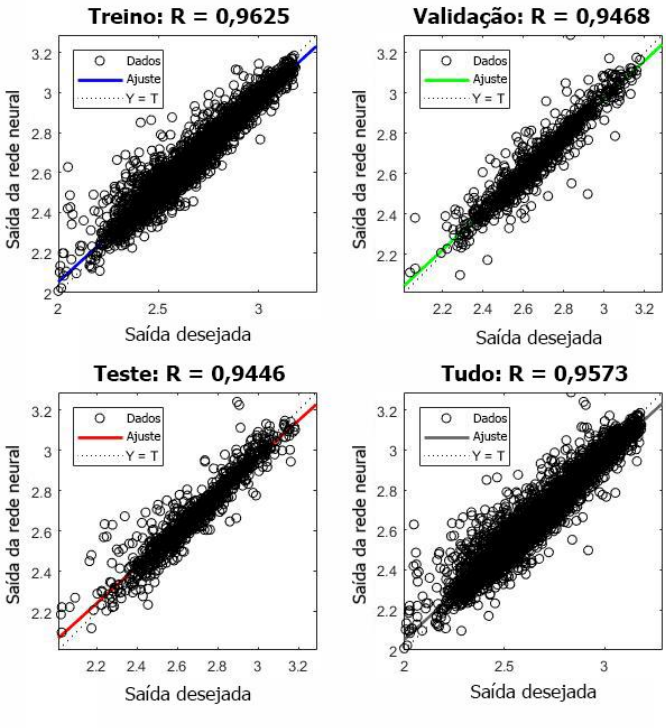
Fonte: Produção do próprio autor.

A partir da análise do Gráfico 6 é possível observar o pequeno erro obtido durante o treinamento. A maior parte das amostras, aproximadamente 3.500, apresentou erros na faixa de -0,00482 m/min. Também é importante citar a presença de aproximadamente 2.300 amostras com erros na faixa de 0,04515 m/min.

6.6.4 Coeficiente de Determinação

A metodologia de regressão consiste em comparar a resposta da rede neural com os seus valores esperados. O Gráfico 7 mostra o alvo desejado no eixo da abscissa e a saída obtida pela rede neural no eixo da ordenada apresentando uma linha diagonal de ajuste. Quanto mais próxima da linha de ajuste os dados forem dispostos, melhor foi o ajuste da rede neural para esta saída e o coeficiente de regressão se aproxima de um.

Gráfico 7 – Coeficiente de determinação do treinamento da rede neural



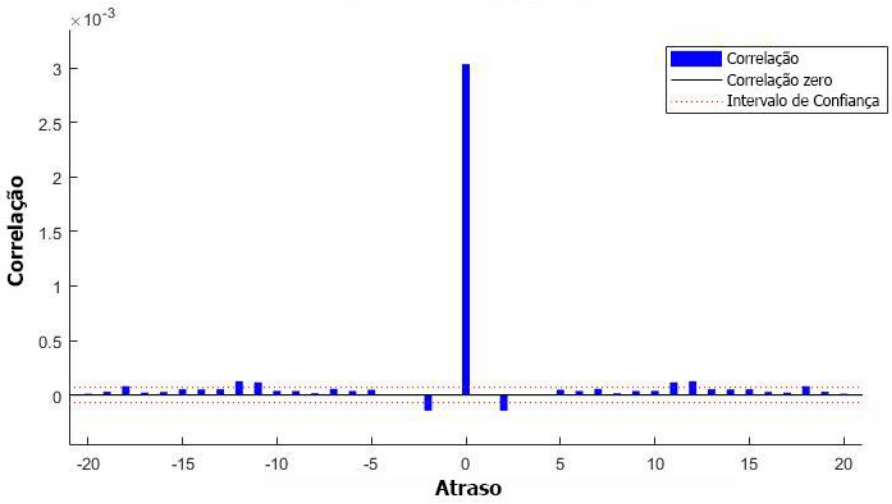
Fonte: Produção do próprio autor.

A partir da análise realizada no Gráfico 7 é possível perceber o bom ajuste obtido durante o treinamento da rede neural. Os dados se dispuseram em torno da linha diagonal nos processos de treino, validação e teste. O treino apresentou uma regressão superior a 96%, enquanto a validação e teste apresentaram uma regressão superior a 94%. Considerando todos os dados utilizados no treinamento, foi obtida uma regressão superior a 95%.

6.6.5 Autocorrelação do Erro

A autocorrelação indica a correlação entre os dados ordenados no tempo quando estes formam uma série temporal. O Gráfico 8 mostra a autocorrelação do erro do conjunto de dados obtidos e sua posição no intervalo de confiança de 95%. É possível avaliar a correlação do erro dos dados quando comparados com 20 instantes anteriores e 20 posteriores.

Gráfico 8 – Autocorrelação do erro



Fonte: Produção do próprio autor.

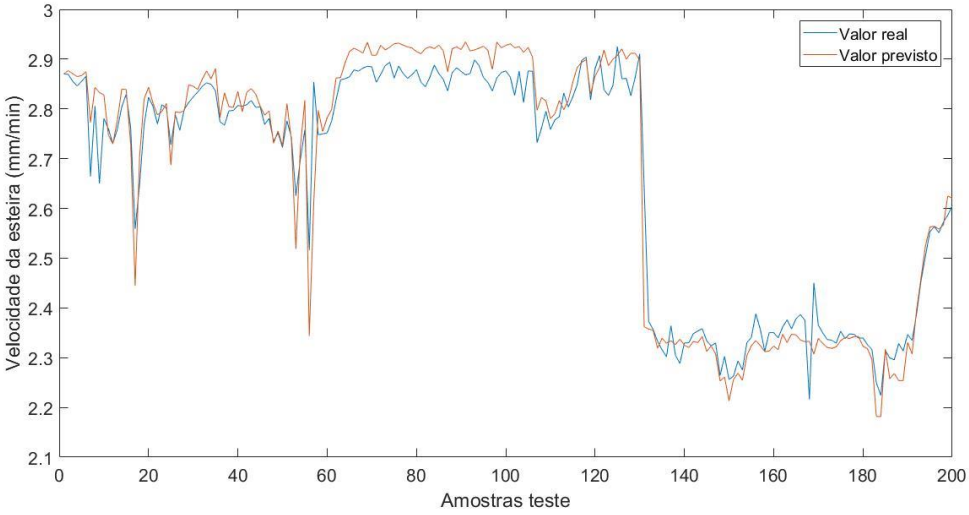
Os erros não correlatados são os que estão contidos abaixo do intervalo de confiança. É possível analisar no Gráfico 8 que os erros não apresentaram problemas de correlação. Estes tiveram baixa correlação ou nula, o que os tornaram independentes entre si, apenas os atrasos 2, 11 e 12 estão extrapolando o limite do intervalo de confiança.

6.7 Teste Realizado na Rede Neural Desenvolvida

Após o desenvolvimento da rede neural, foi realizado um teste com 200 amostras que foram separadas para demonstrar a eficiência da rede desenvolvida e a porcentagem de erro do valor obtido na saída da rede para cada conjunto de amostras de entrada. A rede neural foi treinada com 7492 amostras das 7692 amostras disponíveis na base de dados.

Ao realizar os testes, com as amostras disponíveis, na rede neural foi obtido um conjunto de valores referentes à previsão da velocidade da máquina do sínter, a partir dos dados de entrada inseridos na rede treinada. Este conjunto de dados foi comparado com o valor medido real pela empresa detentora da planta e foi realizada uma análise do acerto da previsão entregue pela rede neural. O Gráfico 9 mostra a comparação, em valores absolutos, entre os valores previstos e os valores reais.

Gráfico 9 – Valores previstos e reais da velocidade da esteira

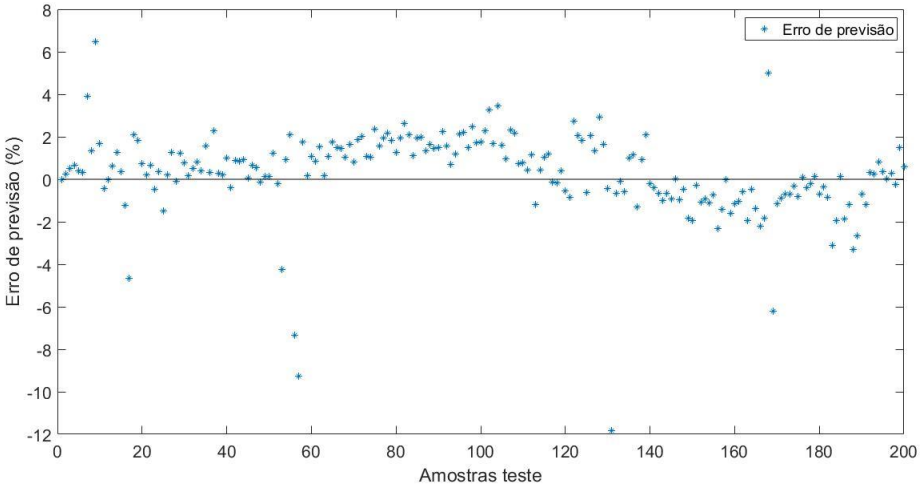


Fonte: Produção do próprio autor.

Como pode ser visto no Gráfico 9, a rede neural desenvolvida apresentou fidelidade com os valores previstos próximos aos valores reais medidos durante o processo de sinterização. É possível analisar, apesar das pequenas diferenças obtidas, que o conjunto de dados medidos pela empresa detentora da planta apresentou o mesmo perfil dos valores previstos.

Após a comparação direta demonstrada foi obtido o erro gerado nas previsões em valores de porcentagem para desempenhar uma análise da diferença entre os valores reais e previstos de forma relativa. O Gráfico 10 mostra esta análise do erro percentual.

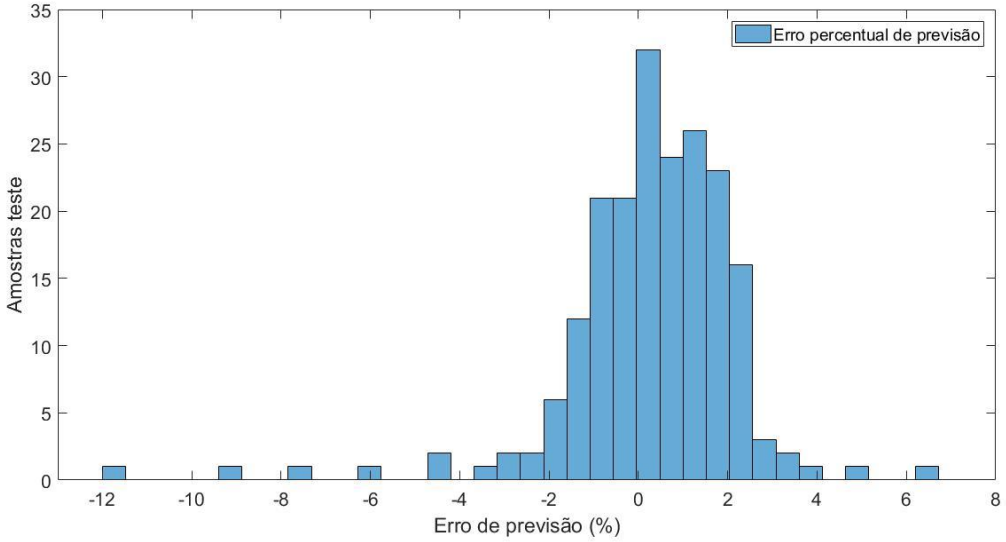
Gráfico 10 – Erro percentual na previsão da velocidade da máquina de sínter



Fonte: Produção do próprio autor.

É possível observar um acúmulo de amostras que apresentaram um erro percentual entre 0% a 2%. A “nuvem” de pontos formada nessa região é predominante quando comparada a alguns *outliers* que apresentaram erros percentuais em torno de 8% a 10%. No Gráfico 11 é possível analisar o histograma dos erros percentuais analisados no Gráfico 10.

Gráfico 11 – Histograma do erro percentual na previsão da velocidade da máquina de sínter



Fonte: Produção do próprio autor.

Como pode ser visto nos Gráfico 9 e Gráfico 10, a rede neural apresentou um desempenho muito bom. Pode-se concluir que a utilização da rede neural para a previsão da velocidade da máquina do sínter, a partir dos dados de entrada utilizados no treinamento, é satisfatória e traz uma forma adequada de resolução do problema de controle do parâmetro BTP em uma faixa de valores desejada.

6.8 Uso da Rede Neural Desenvolvida no Processo de Sinterização

A ideia final deste método proposto de solução é realizar as medições das variáveis de números um a treze mostradas no Quadro 2 que serão utilizadas como entrada da ANN desenvolvida e inserir os valores desejados, pelo operador da máquina, da posição e temperatura do BTP, portanto, com as medições realizadas e os valores desejados do parâmetro BTP, a rede neural entregará uma estimativa da velocidade da esteira para que ocorra o ajuste do sistema. Com

isso, o processo irá se ajustar a partir da nova velocidade da esteira utilizada, acelerando-a ou desacelerando-a em busca de se obter o ponto de máxima queima do sínter no valor desejado.

Há necessidade de se obter medições em uma frequência maior para que estas alterações indicadas na velocidade da esteira obtenham uma resposta mais adequada se comparado com as medições realizadas a cada 1 h. A velocidade da esteira será atualizada a partir da periodicidade das medições realizadas, portanto, quanto menor o intervalo de tempo entre as amostras, maior será a quantidade de vezes que a velocidade será modificada e melhor o parâmetro BTP se ajustará ao modelo proposto.

7 ADEQUAÇÃO DO BTP POR AJUSTE DE CURVA

Após a solução apresentada a partir do método de desenvolvimento de um CPS, optou-se por buscar outra solução que se adequasse ao problema apresentado. Considerou-se a utilização de um meio que entregasse a solução de uma forma menos complexa e sem a necessidade da utilização de redes neurais.

O cálculo do parâmetro BTP nos processos de sinterização das usinas siderúrgicas é realizado por meio de um ajuste de curva ou aproximação quadrática, o que gera valores aproximados para a temperatura e a posição do BTP, devido ao fato de estas variáveis não serem medidas, mas sim aproximadas a partir do ponto máximo da curva correspondente.

A possível solução do problema será demonstrada com o cálculo do parâmetro BTP a partir da interpolação por *spline* das temperaturas medidas nas caixas de vento nº 19, 20, 21, 22 e 23, porém, pode ser utilizada a ideia da resolução do problema, que será demonstrada nesta seção, no método de cálculo específico utilizado pela empresa que detém a planta.

7.1 Interpolação por Método *Spline*

A interpolação *spline* foi escolhida para ser realizado o ajuste de curva a partir das temperaturas medidas pelas últimas cinco caixas de vento do processo de sinterização. Com o auxílio do *software Matlab* foi realizado o ajuste de curva para os pontos de temperaturas disponibilizados pela empresa detentora da planta em 1.000 amostras arbitrárias para apresentar a proximidade do cálculo da temperatura do BTP realizado pela empresa e do cálculo utilizado neste trabalho.

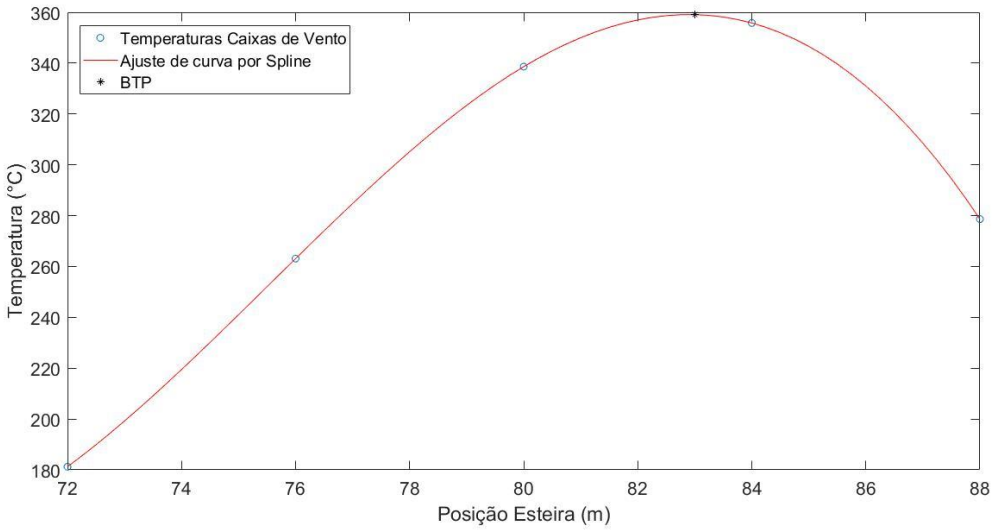
Apesar da escolha de um método de interpolação entre os pontos disponibilizados que trouxesse uma estimativa do BTP com uma porcentagem de erro baixa quando comparado com o cálculo realizado pela empresa, não há grandes impactos na solução que será proposta nesta seção mesmo que houvesse uma grande diferença entre estes valores.

Na seção 5 foram descritas as características da esteira que recebe o material para a transformação em sínter. A esteira possui 88 m de comprimento sendo que ao longo dela são dispostas 23 caixas de ventos distanciadas a cada 4 m. As últimas cinco caixas de vento foram

inseridas na parte final da esteira, sendo a última instalada no término da esteira, logo as últimas caixas de vento estão dispostas nas posições 72 m a 88 m.

O Gráfico 12 mostra o método de interpolação usado em uma amostra escolhida arbitrariamente. Após o ajuste de curva realizado, encontrou-se o ponto máximo da curva que corresponde ao ponto de máxima temperatura e, consequentemente, a temperatura BTP.

Gráfico 12 – Interpolação por método *spline* da amostra 125

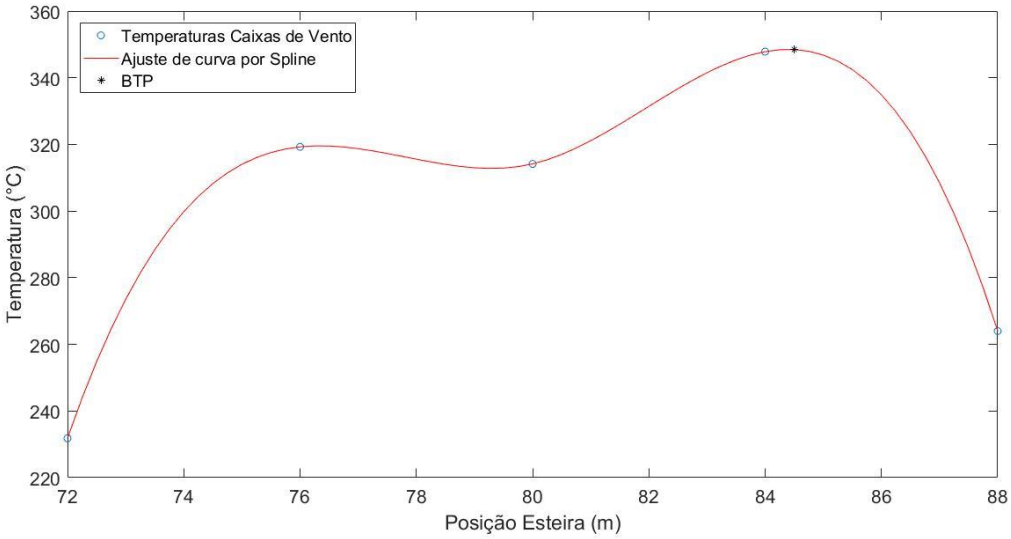


Fonte: Produção do próprio autor.

O valor da temperatura do BTP obtido no ajuste de curva realizado para a amostra 125 foi de 359,10 ºC. O valor calculado pela empresa detentora da planta foi de 353,22 ºC, portanto, o cálculo pelo método *spline* apresentou um erro de -1,49%.

O Gráfico 13 mostra o método realizado em outra amostra escolhida arbitrariamente. Nesta amostra é possível observar o ajuste de curva realizado diferente de uma curva quadrática, todos os pontos medidos passam pela curva e o intervalo entre pontos é ajustado por uma função cúbica.

Gráfico 13 – Interpolação por método *spline* da amostra 713

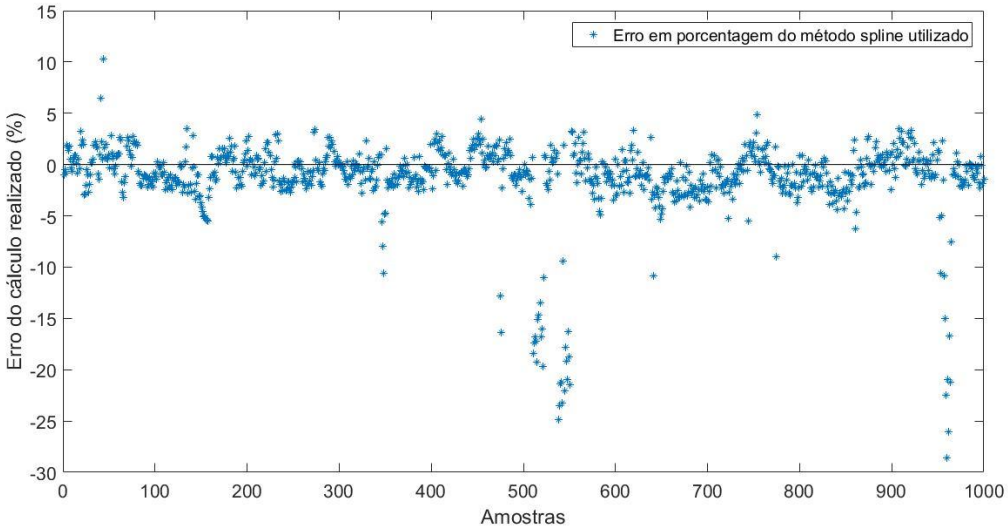


Fonte: Produção do próprio autor.

O valor da temperatura do BTP obtido no ajuste de curva realizado para a amostra 713 foi de 348,48 ºC. O valor calculado pela empresa detentora da planta foi de 344,50 ºC, portanto o cálculo pelo método *spline* apresentou um erro de -1,18%.

É possível observar que os cálculos realizados entre o ajuste de curva por método *spline* e o método utilizado pela empresa que disponibilizou os dados não apresentam uma diferença significativa, o que implica em um método confiável para uso dos dados fornecidos ou dos calculados. O Gráfico 14 mostra uma comparação direta entre os dois métodos de cálculo analisados para as 1.000 primeiras amostras disponibilizadas pela empresa.

Gráfico 14 – Erro percentual no método de cálculo do BTP utilizado



Fonte: Produção do próprio autor.

É possível analisar no Gráfico 14 que houve uma boa aproximação em boa parte dos cálculos da temperatura do BTP, a “nuvem” de erro percentual se encontra entre 0% a 5%. Alguns pontos apresentaram diferenças consideravelmente grandes chegando a alguns casos próximos de 30%, porém, para meios de visualização, a solução apresentada nesta seção independe do cálculo realizado para encontrar os valores do parâmetro BTP, apenas há a necessidade de se utilizar um valor calculado para comparar com uma temperatura desejada escolhida.

7.2 Método de Solução

É importante que haja a maior precisão possível no valor do BTP, portanto o cálculo escolhido deve ser o que se apresente ser mais fiel ao real. O cálculo utilizado por interpolação *spline* é apenas demonstrativo para que seja encontrado um valor para o parâmetro BTP.

As últimas cinco caixas de vento realizarão medições periódicas das temperaturas em seus respectivos pontos, a partir disto, a temperatura BTP é calculada pelo método escolhido. O ideal para um processo de sinterização é que a temperatura e a posição do BTP ocorram em uma faixa desejável estipulada pelo operador da máquina, portanto este valor encontrado através das medições de temperaturas nas caixas de vento deve ser comparado com o valor padrão escolhido pelo operador.

A partir da comparação feita, deve-se haver um controle para que o BTP possa ocorrer na temperatura padrão estipulada. A variável de controle que pode influenciar diretamente o processo de sinterização é a velocidade da máquina de sínter, portanto, ao realizar a comparação entre as temperaturas obtida e desejável, o controlador deverá variar a sua velocidade de forma ascendente ou descendente a partir da temperatura obtida.

Durante o processo de sinterização, a zona de reação acontece para que ocorra a queima completa e, posteriormente, a transformação do material em sínter. Esta zona deve chegar ao topo da esteira em um período hábil. A velocidade da esteira determina o acréscimo ou decréscimo do tempo que o material é queimado e, consequentemente, aumentando ou diminuindo a temperatura BTP.

Ao se obter as medições das caixas de vento e, consequentemente, a temperatura BTP do processo de sinterização e, após este procedimento, ser realizada a comparação com uma temperatura BTP referência estabelecida pela empresa que varia de acordo com o processo, o controlador irá acelerar a esteira caso a temperatura calculada esteja acima do padrão. Esta ação ocasiona um menor tempo de queima e em um decréscimo da temperatura BTP. Da mesma forma, caso a temperatura calculada esteja abaixo do padrão, o controlador irá desacelerar a esteira para que ocorra um maior tempo de queima e, consequentemente, um aumento na temperatura BTP. O quanto a esteira irá acelerar ou desacelerar deve ser definida a partir do operador da máquina.

Como forma de melhoria para o sistema, as medições devem ser realizadas em maior frequência para que ocorra melhor precisão no ajuste da temperatura do BTP do processo. Para a demonstração do procedimento foram retiradas sete amostras arbitrárias da base de dados disponibilizada pela empresa detentora da planta. Além das amostras, também foi escolhida, arbitrariamente, uma temperatura BTP referência de 365 ºC para ser comparada com as temperaturas calculadas para cada amostra. É possível observar a demonstração exemplo do procedimento no Quadro 3.

Quadro 3 – Cálculo do BTP e variação da velocidade da esteira

BTP Padrão	BTP Calculado	Velocidade da Esteira
365 ºC	379,49 ºC	Acelerar
365 ºC	376,11 ºC	Acelerar
365 ºC	367,31 ºC	Acelerar
365 ºC	364,53 ºC	Desacelerar
365 ºC	366,37 ºC	Acelerar
365 ºC	350,49 ºC	Desacelerar
365 ºC	377,10 ºC	Acelerar

Fonte: Produção do próprio autor.

É possível observar pelo Quadro 3 as alterações necessárias para serem realizadas na velocidade da máquina do sínter, a partir de cada medição realizada durante o processo. O resultado do procedimento demonstrado não determina o quanto se deve acelerar ou desacelerar e por quanto tempo deve ser realizada esta variação, apenas mostra a ação que deve ser imposta sobre a máquina de sínter.

É desejável que a empresa apresente medições das temperaturas nas últimas cinco caixas de vento em intervalos de tempo menores, como por exemplo, a cada minuto para que o material disposto sobre a esteira se mova pouco e possa ser reajustada a velocidade em um tempo adequado para que a temperatura BTP esteja em uma faixa de temperatura desejada.

8 CONCLUSÃO E SUGESTÕES PARA TRABALHOS FUTUROS

O trabalho proposto apresentou um estudo sobre o processo de sinterização presente nas usinas siderúrgicas. Durante o estudo foi explicado como é realizado o processo, os equipamentos que o compõe, as variáveis medidas e o comportamento do material desde a chegada na esteira até a fusão parcial e formação do sínter, seguido do resfriamento e saída do produto da esteira. Foi demonstrada a relação existente entre as variáveis presentes em uma planta de sinterização e o parâmetro BTP.

Após os conceitos apresentados sobre o processo a ser estudado, foram propostos métodos diferentes para busca de melhorias e a realização de um controle mais eficiente implicando em um produto de maior qualidade com menores taxas de emissão de poluentes. A ideia apresentada para esta melhoria é realizar o controle do BTP a partir da manipulação da velocidade da esteira da planta de sinterização. Esta manipulação, realizada de forma correta, impacta diretamente no controle do parâmetro BTP apresentando uma melhora significativa na qualidade da produção do sínter.

Foram propostos dois métodos para a realização deste procedimento. O primeiro envolvendo RNN de modelo NARX. A saída desta rede neural desenvolvida apresenta uma estimativa da velocidade da máquina do sínter, a partir de variáveis de entrada medidas durante o processo de sinterização para que a temperatura e a posição do BTP se ajustem a uma faixa de valores desejável.

O outro método envolveu uma avaliação direta, de forma comparativa, entre o cálculo da temperatura do BTP, a partir das medições das temperaturas realizadas nas últimas cinco caixas de vento, com a temperatura do BTP, definida previamente, desejável pelo operador. O objetivo final era variar a velocidade da máquina do sínter de acordo com a comparação realizada. O trabalho avaliou os métodos de estimativa do BTP e propôs uma interpolação por método *spline* para encontrar o ponto de máxima temperatura durante a queima do material.

Uma possibilidade de controle da temperatura BTP de forma automatizada é por meio da utilização de um controlador PID, o qual recebe a temperatura estimada e ajusta a velocidade da esteira de sínter variando de acordo com a necessidade do tempo necessário para realizar a

queima do material. Considerando possíveis trabalhos futuros, é possível sintonizar um controlador PID que se adeque ao modelo da planta.

Sugere-se que sejam realizadas novas medições nas variáveis com maior frequência e intervalos de tempo equivalentes para as variáveis com o objetivo de melhorar a base de dados. Outro ponto importante seria o fornecimento do método de cálculo da velocidade de sinterização, o qual não é fornecido pela empresa detentora da planta.

Considerando possíveis trabalhos futuros, é possível realizar novos métodos de análise e outros métodos de treinamento de redes neurais, além de buscar novas possibilidades de solução para a estimativa da velocidade não usando somente o BTP, mas também outros fatores da planta que possam interferir no controle dessa velocidade, como, por exemplo, a permeabilidade, composição química e umidade do material.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ALMEIDA, E. S. **Previsão de propriedades físicas e metalúrgicas do sínter através de redes neurais artificiais e regressão linear múltipla**. 2018. Trabalho de Conclusão de Curso (Bacharel em Engenharia Metalúrgica) – Universidade Federal do Ceará, Fortaleza, 2018.

AZEVEDO, F. S.; GUIDI, L. F.; JUSTO, D. A. R.; KOZEN, P. H. A.; SAUTER, E. **Cálculo Numérico**. Porto Alegre: Universidade Federal do Rio Grande do Sul, 2018.

BARRETO, G.; MENEZES, J. M. P. Long-term time series prediction with the NARX network: An empirical evaluation. **Neurocomputing**, v. 71, n. 16, p. 3335-3343, 2008.

CALPA, L. D. R. S. **Estudo Preliminar da Sinterização de Membranas Macroporosas de Óxido de Magnésio**. 2011. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Materiais e de Processos Químicos e Metalúrgicos) – Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Materiais e de Processos Químicos e Metalúrgicos, Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 2011. Disponível em: https://www.maxwell.vrac.pucrio.br/colecao .php?strSecao=resultado&nrSeq =19423@1. Acesso em: 10 out. 2019.

DATA SCIENCE ACADEMY. **Deep Learning Book**. São Paulo: Wordpress, 2019. Disponível em: http://www.deeplearningbook.com.br/. Acesso em: 12 dez. 2019.

DIACONESCU, E. The use of NARX neural networks to predict chaotic time series. **WSEAS Transactions on Computer Research**, v. 3, n. 3, p. 182-191, 2008.

ER, M. J.; LIAO, J.; LIN, J. Fuzzy neural networks-based quality prediction system for sintering process. **IEEE Transactions on Fuzzy Systems**. v. 8, n. 3, p. 314-324, 2000.

FAN, X.; CHEN, X.; WANG, Y. **Expert System for Sintering Process Control**. Iași: IntechOpen, 2010. Disponível em: https://www.intechopen.com/books/expert-systems/expert-system-for-sintering-process-control. Acesso em: 21 out. 2020.

GALIAZZI, C. V. R.; SANTOS, E. T. B.; SILVEIRA, W. L. G.; RIBEIRO, L. H. C.; SILVA, R. O.; SILVA, B. P. Controle da qualidade física do sínter para Alto-Forno. *In*: REDUÇÃO DE MINÉRIO DE FERRO E TECNOLOGIA MINERAL, 2014, Belo Horizonte. **Anais** [...]. Belo Horizonte: Associação Brasileira de Metalurgia, Materiais e Mineração, 2010. CD-ROM.

HASTIE, T.; TIBSHIRANI, R.; FRIEDMAN, J. **The Elements of Statistical Learning**. 2. ed. California: Springer, 2008.

HAYKIN, S. **Neural networks and learning machines.** 3. ed. Nova Jersey: Pearson, 2009.

HURWITZ, J.; KIRSCH, D. **Machine learning**: for dummies. Edição limitada. Nova Jersey: IBM, 2018.

KIM, B; JEONG, J. W.; HWANG, K.; LEE, J.; DONCHANG, H.; PARK, K. Estimation of burn-through point in the sinter process. *In*: *INTERNATIONAL CONFERENCE ON*

CONTROL, AUTOMATION AND SYSTEMS, 14., 2014, Seoul. ***Proceedings*** *[...].* Seoul: Institute of Chemistry, Chinese Academy of Sciences, 2014. p. 1531-1533.

LEE, E. A. The Past, Present and Future of Cyber-Physical Systems: A Focus on Models. **SENSORS**, Califórnia, v. 15, n. 3, p. 4837-4869, 2015.

LIMA, B. S. **Aplicação de técnicas de análise de dados em um processo de sinterização.** 2019. Trabalho de Conclusão de Curso (Graduação em Engenharia Elétrica) – Centro Tecnológico, Universidade Federal do Espírito Santo, Vitória, 2019.

MCCULLOCH, W. S.; PITTS, W. A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. **The Bulletin of Mathematical Biophysics**, v. 5, n. 4, p. 115-133, 1943.

REIS, I. A. **Uso de redes neurais recorrentes para Estimação do BTP em um processo de Sinterização**. 2018. Trabalho de Conclusão de Curso (Graduação em Engenharia Elétrica) – Centro Tecnológico, Universidade Federal do Espírito Santo, Vitória, 2018.

RIZZO, E. M. S. **Operador de sinterização**. Vitória: [s.n], 2007 apud LIMA, B. S. **Aplicação de técnicas de análise de dados em um processo de sinterização.** 2019. Trabalho de Conclusão de Curso (Graduação em Engenharia Elétrica) – Centro Tecnológico, Universidade Federal do Espírito Santo, Vitória, 2019.

SAITO JUNIOR, P. A.; NASCIMENTO JÚNIOR, C. L.; YONEYAMA, T. Treinamento de Redes Neurais Artificiais Utilizando Time Assíncrono. *In*: CONGRESSO BRASILEIRO DE REDES NEURAIS, 4., *1999, São José dos Campos.* ***Proceedings*** *[...].* São José dos Campos: Instituto de Tecnologia Aeronáutica, 1999. p. 78-83.

SAIZ, J.; POSADA, M. J. Non-linear State Estimator for the On-line Control of a Sinter Plant. **ISIJ International**, Astúrias, v. 53, n. 9, p. 1658-1664, 2013 apud LIMA, B. S. **Aplicação de técnicas de análise de dados em um processo de sinterização.** 2019. Trabalho de Conclusão de Curso (Graduação em Engenharia Elétrica) – Centro Tecnológico, Universidade Federal do Espírito Santo, Vitória, 2019.

SILVA, D. A. G. D. **Indústria 4.0 com foco nos sistemas cyber físicos**. 2018. Trabalho de Conclusão de Curso (Graduação em Engenharia Eletrônica) – Coordenação de Engenharia Eletrônica, Universidade Tecnológica Federal do Paraná, Ponta Grossa, 2018. Disponível em: http://repositorio.roca.utfpr.edu.br/jspui/bitstream/1/10544/1/PG_COELE_2018_2_01.pdf. Acesso em: 11 out. 2019.

SILVA, J. N. S. S. **Siderurgia**. Belém, PA: IFPA, 2011.

SONG, Q.; WANG, A.; ZHANG Y. The Combination Prediction of BTP in Sintering Process Based on Bayesian Framework and LS-SVM. **TELKOMNIKA**, Anyang, v. 11, n. 8, p. 4616-4626, 2013.

STRAKA, G. **Process control model for sinter machine speed**. Colônia: MPT International, 1992.

TELLES, V. B. **Reciclagem da poeira de aciaria elétrica na sinterização de minério de ferro visando a eliminação de zinco**. 2010. Dissertação (Mestrado em Engenharia Metalúrgica e de Materiais) – Escola Politécnica da Universidade de São Paulo, Universidade de São Paulo, São Paulo, 2010 apud LIMA, B. S. **Aplicação de técnicas de análise de dados em um processo de sinterização.** 2019. Trabalho de Conclusão de Curso (Graduação em Engenharia Elétrica) – Centro Tecnológico, Universidade Federal do Espírito Santo, Vitória, 2019.

UMADEVI, T.; NAIK, D. K.; BRAHMACHARYULU, A.; MARUTIRAM, K.; MAHAPATRA, P. C. Studies on parameters affecting sinter strength and prediction through artificial neural network model. **Mineral Processing and Extractive Metallurgy**, v. 125, n. 1, p. 32-38, 2016.

WANG, B.; FANG, Y; SHENG, J; GUI, W.; SUN, Y. BTP Prediction Model Based on ANN and Regression Analysis. *In:* INTERNATIONAL WORKSHOP ON KNOWLEDGE DISCOVERY AND DATA MINING, 2., 2009, Moscou. **Proceedings** […]. Moscou: Institute of Electrical and Electronics Engineers, 2009. p. 108-111.

WANG, J; LI, X; LI, Y; WANG, K. BTP prediction of sintering process by using multiple models. *In*: *CHINESE CONTROL AND DECISION CONFERENCE, 26., 2014, Changsha*. ***Proceedings*** *[...].* Changsha: Institute of Electrical and Electronics Engineers, 2014. p. 4008-4012.