



**UNIVERSIDADE FEDERAL DO CEARÁ
CENTRO DE TECNOLOGIA
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA METALÚRGICA E DE MATERIAIS
CURSO DE ENGENHARIA METALÚRGICA**

EMMANUEL DE SOUSA ALMEIDA

**PREVISÃO DE PROPRIEDADES FÍSICAS E METALÚRGICAS DO SÍNTER
ATRAVÉS DE REDES NEURAS ARTIFICIAIS E REGRESSÃO LINEAR
MÚLTIPLA**

FORTALEZA

2018

EMMANUEL DE SOUSA ALMEIDA

PREVISÃO DE PROPRIEDADES FÍSICAS E METALÚRGICAS DO SÍNTER
ATRAVÉS DE REDES NEURAS ARTIFICIAIS E REGRESSÃO LINEAR
MÚLTIPLA

Trabalho de Conclusão de Curso
apresentado ao Departamento de
Engenharia Metalúrgica da Universidade
Federal do Ceará, como requisito parcial
à obtenção do título de Bacharel em
Engenharia Metalúrgica.
Orientador: Prof. Dr. Elineudo Pinho de
Moura.

FORTALEZA

2018

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação
Universidade Federal do Ceará
Biblioteca Universitária

Gerada automaticamente pelo módulo Catalog, mediante os dados fornecidos pelo(a) autor(a)

- A446p Almeida, Emmanuel de Sousa.
Previsão de Propriedades Físicas e Metalúrgicas do Sinter através de Redes Neurais Artificiais e Regressão Linear Múltipla / Emmanuel de Sousa Almeida. – 2018.
59 f. : il. color.
- Trabalho de Conclusão de Curso (graduação) – Universidade Federal do Ceará, Centro de Tecnologia, Curso de Engenharia Metalúrgica, Fortaleza, 2018.
Orientação: Prof. Dr. Elineudo Pinho de Moura.
1. Sinterização. 2. Redes Neurais Artificiais. 3. Regressão Linear Múltipla. 4. Siderurgia. I. Título.
CDD 669
-

EMMANUEL DE SOUSA ALMEIDA

PREVISÃO DE PROPRIEDADES FÍSICAS E METALÚRGICAS DO SÍNTER
ATRAVÉS DE REDES NEURAIAS ARTIFICIAIS E REGRESSÃO LINEAR
MÚLTIPLA

Trabalho de Conclusão de Curso
apresentado ao Departamento de
Engenharia Metalúrgica da Universidade
Federal do Ceará, como requisito parcial
à obtenção do título de Bacharel em
Engenharia Metalúrgica.
Orientador: Prof. Dr. Elineudo Pinho de
Moura.

Aprovado em: ___ / ___ / ____.

BANCA EXAMINADORA

Prof. Dr. Elineudo Pinho de Moura (Orientador)
Universidade Federal do Ceará (UFC)

Prof. Dra. Janaína Gonçalves Maria da Silva Machado
Universidade Federal do Ceará (UFC)

Diego Bortoloti de Almeida Lima
Companhia Siderúrgica do Pecém (CSP)

AGRADECIMENTOS

A Deus, por ter me dado saúde e força para superar as dificuldades.

À minha família, que sempre acreditou e depositou toda a confiança no meu trabalho.

À minha mãe e tia, Ana Tereza de Sousa e Margarida Maria de Sousa, heroínas, que me deram apoio, incentivo nas horas difíceis, de desânimo e cansaço, e nunca deixaram de acreditar no meu potencial.

A todos os professores e prestadores do Curso de Engenharia Metalúrgica da UFC, em especial aos Professores Hamilton Ferreira Gomes de Abreu, Francisco Marcondes, Janaína Gonçalves, Cleiton Carvalho Silva, Hélio Cordeiro de Miranda, Marcelo José e Marcelo Ferreira Motta pela simplicidade e intimidade com que ensinam, estando sempre aptos a também aprenderem com os alunos.

Aos grandes amigos Pedro, Salmin, Joshua, Roberto, Davi e Renardir, pelos momentos de descontração e amizade durante esta jornada. Agradeço também a todas as amizades feitas nesse período de graduação.

Ao eng. Rodrigo Alves Ramos, amigo e mentor, por ter me transmitido ensinamentos que vão além do ambiente industrial, transformando-me em um profissional melhor e mais preparado para o mercado de trabalho.

À Companhia Siderúrgica do Pecém, em especial à equipe da Sinterização, onde me foi dada uma grande oportunidade de aprendizado e crescimento, e ter possibilitado a realização deste trabalho.

Aos amigos de infância Filipe, Jonathan, Saulo e Zé, pelas palavras de apoio e incentivo nos momentos difíceis, e pelos momentos de felicidade compartilhados.

Por fim, agradeço ao meu professor orientador Elineudo Pinho de Moura, pelas orientações e ajuda, e também aos outros membros da banca, por seu tempo.

“As certezas absolutas são inimigas do crescimento pessoal. Nada é certo até acontecer – e, ainda assim, é questionável. A incerteza está na origem do progresso e do crescimento.”

(Mark Manson)

RESUMO

Em função dos mais recentes desenvolvimentos tecnológicos e altos investimentos em pesquisa, os processos siderúrgicos têm se tornado cada vez mais competitivos, através da utilização de sistemas robustos e sofisticados para mapear e modelar os processos envolvidos. Paralelo a isso, a qualidade das matérias primas, em especial do minério de ferro, decresce com o tempo, aumentando a necessidade de desenvolver modelos estatísticos e matemáticos capazes de controlar o processo, a fim de otimizar o consumo desses recursos, atrelado à redução de custos. Portanto, este trabalho visa avaliar o desempenho de duas metodologias estatísticas – Redes Neurais Artificiais (RNA) e Regressão Linear Múltipla (RLM) – na previsão de 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 de minérios de ferro, a fim de melhorar o controle de processo e a compreensão das complexas relações entre variáveis de entrada e saída. Para alcançar o objetivo supracitado, fora utilizado um banco de dados de variáveis de processo, análise química e física do sínter produzido na sinterização da companhia siderúrgica brasileira em estudo, que foram empregados para alimentar os algoritmos de estimação baseados em Redes Neurais Artificiais e Regressão Linear Multivariável, desenvolvidos em Matlab e Microsoft Excel, respectivamente, de modo a obter, como principais resultados, o coeficiente de regressão (R^2) e Erro Percentual Absoluto Médio (EPAM) para cada modelagem estatística. O modelo em geral obteve bons resultados para o Índice de Degradação em ambas as metodologias, com R^2 variando entre 0,43 e 0,71, com EPAM menor que 0,52%, o que demonstra sua aplicabilidade a nível industrial. Entretanto, para as demais propriedades, os modelos foram incapazes de oferecer resultados satisfatórios, com R^2 variando entre 0,14 e 0,62, com EPAM variando entre 2 e 7%, o que indica que, para tais variáveis, os modelos servem apenas como guias de tendência, a menos que os modelos sejam refinados, através de aperfeiçoamento nos processos de amostragem de sínter e da implementação de novas variáveis de entrada.

Palavras-Chave: Sinterização, Redes Neurais Artificiais, Regressão Linear Múltipla

ABSTRACT

Due to the latest technological developments and high investments in research, steel processes have become increasingly competitive, through the construction of robust and sophisticated systems to map and model the processes involved. Parallel to this, the quality of raw materials, especially iron ore, decreases over time, increasing the need to develop statistical and mathematical models capable of controlling the process, in order to optimize the consumption of these resources, coupled with the reduction of costs. Therefore, this paper aims to evaluate the performance of two statistical methodologies - Artificial Neural Networks (ANN) and Multivariate Linear Regression (MLR) - in the prediction of physical properties (Degradation Index and Mean Particle Size) and metallurgical (Reduction Degradation Index and Reducibility Index) product of an iron ore sintering plant in order to improve process control and understanding the complex relationships between input and output variables. To achieve this paper's objectives, a database of process variables, chemical and physical analysis of the sinter produced by Sinter Plant of the Brazilian steel company under study was used to feed the algorithms based on Artificial Neural Networks and Multivariate Linear Regression, developed in Matlab and Microsoft Excel, respectively, in order to obtain, as main results, the regression coefficient (R^2) and absolute mean percentage error (AMPE) for each statistical modeling. The model in general obtained good results for the Degradation Index in both techniques, with R^2 ranging from 0.43 to 0.71 with AMPE below 0.52%, which demonstrates its applicability at the industrial level. However, for the other properties, the models were unable to provide satisfactory results, with R^2 ranging from 0.14 to 0.62 and AMPE ranging between 2 and 7%, which indicates that for such variables, the model serves only as trend guides, unless the models are refined by improving sinter sampling processes and implementing new input variables.

Keywords: Sintering, Artificial Neural Network, Multivariate Linear Regression.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Composição da carga metálica nos principais produtores de gusa do mundo.	11
Figura 2 – Principais polos produtores de minério de ferro a nível nacional.....	12
Figura 3 – Evolução granulométrica dos minérios nacionais.....	18
Figura 4 – Fluxograma de uma sinterização genérica.	22
Figura 5 – Movimentos possíveis das partículas no misturador.....	24
Figura 6 – Influência da cal fina na permeabilidade e na eliminação dos superfinos da mistura.	25
Figura 7 – Esquemático do processo de sinterização, antes e durante a queima da mistura.	26
Figura 8 – Corte longitudinal de um leito de sinterização em um instante qualquer.	27
Figura 9 – Corte transversal e perfil térmico de um leito de sinterização em um instante qualquer.	27
Figura 10 – Esquemático de uma RNA com algoritmo Back Propagation.....	35
Figura 11 – Carta de Controle de R e EPAM para o SI.	45
Figura 12 – Carta de Controle de R e EPAM para o RI.	46
Figura 13 – Carta de Controle de R e EPAM para o RDI.....	46
Figura 14 – Carta de Controle de R e EPAM para o MPS.....	47
Figura 15 – Experimento 104, Índice de Degradação.	48
Figura 16 – Experimento 209, Índice de Degradação.	48
Figura 17 – Experimento 175, Índice de Redutibilidade.....	49
Figura 18 – Experimento 199, Índice de Redutibilidade.....	50
Figura 19 – Experimento 114, Índice de Degradação sob Redução.....	51
Figura 20 – Experimento 215, Índice de Degradação sob Redução.....	51
Figura 21 – Experimento 103, Tamanho Médio de Partícula.....	52
Figura 22 – Experimento 211, Tamanho Médio de Partícula.....	52
Figura 23 – Gráfico comparativo entre Valor Alvo e Valor estimado para SI.....	53
Figura 24 – Gráfico comparativo entre Valor Alvo e Valor estimado para RI.	54
Figura 25 – Gráfico comparativo entre Valor Alvo e Valor estimado para RDI.	54
Figura 26 – Gráfico comparativo entre Valor Alvo e Valor estimado para MPS.	55

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Comparativo entre processos de sinterização Greenawalt e Dwight Lloyd.	17
Tabela 2 – Variáveis de Entrada e Saída utilizadas na construção da rede neural.	40
Tabela 3 – Range das variáveis	42
Tabela 4 – Matriz de correlação entre as variáveis dispostas no modelo.....	43
Tabela 5 – EPAM, R e EPM para as melhores simulações obtidas.	47
Tabela 6 – Comparativo entre resultados de R e EPAM para RNA e RLM.	55

SUMÁRIO

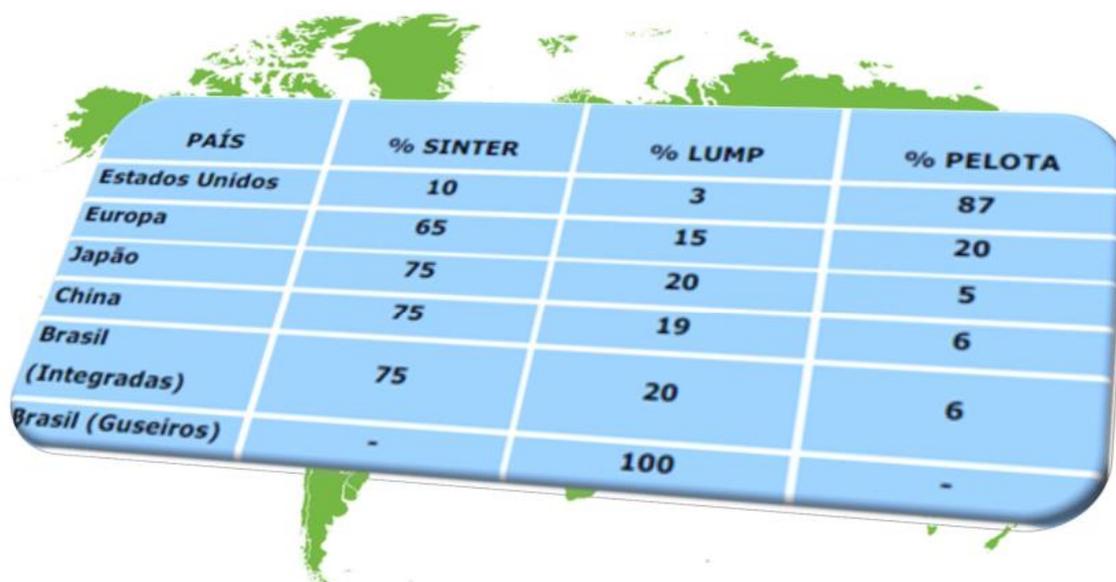
1. INTRODUÇÃO	11
2. OBJETIVOS	15
3. REVISÃO DA LITERATURA	16
3.1. Sinterização: Um Breve Histórico	16
3.2. Matérias-primas da sinterização	17
3.2.1. Minério de ferro	17
3.2.1.1. Evolução Mineral	18
3.2.1.2. Características Químicas	18
3.2.1.3. Características Físicas	19
3.2.2. Fundentes	20
3.2.3. Combustível Sólido	20
3.2.4. Adições	21
3.2.5. Resíduos	21
3.3. O Processo de Sinterização	21
3.3.1. Fluxograma do Processo de Sinterização Contínua	21
3.3.2. Moagem de Combustível Sólido	22
3.3.3. Dosagem de Matérias Primas	23
3.3.4. Homogeneização e Micro-pelotização da Mistura	23
3.3.5. Mecanismo de Sinterização	25
3.3.6. Britagem à quente	30
3.3.7. Resfriamento do sínter	30
3.3.8. Britagem à frio	30
3.3.9. Peneiramento do Sínter	31
3.3.10. Princípio de amostragem do sínter produto	31
3.4. Ensaios de Qualidade Física e Metalúrgica do Sínter	32
3.5. Redes Neurais Artificiais (RNA)	34

3.5.1. Arquitetura da RNA	35
3.6. Regressão Linear Múltipla	36
3.6.1. Correlação	37
3.6.2. Coeficiente de determinação	38
3.7. Revisão dos Principais Trabalhos Publicados	38
4. MATERIAIS E MÉTODOS	40
5. RESULTADOS E DISCUSSÃO	43
5.1. Matriz de Correlação	43
5.2. Rede Neural Artificial	45
5.3. Regressão Linear Múltipla	53
6. CONCLUSÃO	56
7. REFERÊNCIAS	57

1. INTRODUÇÃO

Nos primórdios da utilização dos altos fornos, a carga ferrosa utilizada consistia essencialmente de minérios de ferro granulado, com granulometria variando de 6,35 a 37,5 mm, mas, como reflexo da evolução do processamento mineral, a disponibilidade de minérios na granulometria objetivada dos altos fornos estava limitada. Como alternativa à essa futura indisponibilidade de minérios, surgiram os processos de aglomeração de minérios, destacando-se os processos de pelotização e sinterização, produzindo materiais com resistência, permeabilidade e redutibilidade adequada ao alto forno (CAMPOS, 2017).

Figura 1 - Composição da carga metálica nos principais produtores de gusa do mundo.



PAÍS	% SINTER	% LUMP	% PELOTA
Estados Unidos	10	3	87
Europa	65	15	20
Japão	75	20	5
China	75	19	6
Brasil (Integradas)	75	20	6
Brasil (Guseiros)	-	100	-

Fonte: MOURÃO, J.M. – Estudo Prospectivo do Setor Siderúrgico – Minério de Ferro e Pelotas Situação Atual e Tendências 2025 – CGEE/ABM, 2018.

A tabela acima mostra a importância do processo de sinterização para a produção de ferro gusa a nível mundial. A sinterização se destaca entre os processos de aglomeração de minérios em função de apresentar maior flexibilidade quanto à qualidade dos produtos obtidos. O processo permite alterações no balanço de minérios e ajustes na qualidade do produto através do controle da participação de combustíveis, fundentes e aditivos na mistura a sinterizar, possibilitando menor variação do processo de redução e nas propriedades do aço a ser produzido.

No âmbito da produção de minério de ferro, o Brasil se destaca com 11,9% das reservas de minério de ferro do mundo, com um teor médio de 49% de ferro. A produção brasileira atingiu 411,8 MT em 2014, dos quais, 10% eram granulados e 90% de finos – 72% de *sinter feed* e 28% de *pellet feed* (CAMPOS, 2017).

Figura 2 – Principais polos produtores de minério de ferro a nível nacional.



Fonte: Sumário Mineral 2015 – DNPM.

Segundo Telles (2015, p.17), “O sinter de minério de ferro é o aglomerado mais utilizado nas indústrias metalúrgicas. O processo de obtenção do sinter é definido como uma aglomeração a quente de uma mistura de minérios de ferro, fundentes e combustíveis. A sinterização também é um processo de reciclagem, uma vez que reaproveita diversos resíduos das usinas. Após os avanços tecnológicos na etapa de mistura, é permitido que se utilize uma gama de materiais reciclados. São utilizados constantemente nas sinterizações, pós, lamas, carepas e principalmente sinter de retorno (sinter fora das especificações granulométricas para o alto forno).”

O desempenho do processo de sinterização e a qualidade do sinter obtido são diretamente influenciados pela composição química da mistura a sinterizar. As misturas

são geralmente compostas por uma diversidade de *sinter feeds*, os quais apresentam entre si variações químicas, físicas, metalúrgicas e químicas, além de diferentes graus de sinterabilidade/reactividade, impactando em importantes variáveis operacionais, tais como: produtividade, consumo de combustível, comportamento metalúrgico e resistência mecânica do produto (STARLING, 2012, p. 2).

A sensibilidade da sinterização às alterações nas matérias primas leva a necessidade de identificar, compreender e quantificar correlações entre as propriedades físicas e metalúrgicas do *sinter* produto e as variáveis químicas das matérias primas e variáveis de processo, de modo que o *sinter* apresente propriedades dentro da faixa especificada para o alto forno. Isso proporciona uma maior assertividade e redução de custo operacionais e com matéria-prima.

Apesar de existirem vários modelos de simulação física ou em termodinâmica computacional para a sinterização, o entendimento das interdependências entre variáveis ainda não é suficiente. Os fenômenos físico químicos e térmico relacionados ao processo são, diversos e complexos, e envolvem fluxo de gás através do leito poroso, troca de calor entre sólidos e gases, reações químicas, fusão, solidificação e aglomeração para formar o *sinter* produto. Os modelos disponíveis não podem diretamente prever o efeito de tantos parâmetros de processo na qualidade física do *sinter*.

Paralelamente a isso, o panorama da área de redução (o que inclui a sinterização), segundo Campos (2017), para os próximos 20 anos reforça os seguintes pontos:

- Haverá matéria-prima cada vez mais pobre e de mais difícil manuseio;
- Os custos de produção tendem a aumentar devido à redução da eficiência energética dos processos de redução;
- A eficiência energética toma cada dia maior proporção no balanço operacional (OPEX);
- Demanda de aço ainda crescente;
- Concepção de produção mais limpa;
- Foco nos processos de maneira eficiente, com maior integração entre Manutenção, Operação e Processo;
- Só os ousados e competitivos sobreviverão.

Dentro da linha de otimização e eficiência de processo, Redes Neurais Artificiais e Regressão Linear Múltipla são duas das mais atrativas e práticas técnicas utilizadas para controle de processos com alto grau de complexidade. Podem ser utilizadas no desenvolvimento de modelos preditivos, que correlacionem as entradas com as saídas do processo. Tais ferramentas tem a capacidade de capturar relações complexas – lineares ou não-lineares – do processo. Os modelos desenvolvidos permitem a simulação de condições operacionais e de matérias primas – composição química – distintas, dentro de um intervalo de variáveis de entrada pré-estabelecido, de modo a conferir maior estabilidade ao processo industrial, reduzindo o risco atrelado à variação de parâmetros da sinterização e possibilitando a redução de custo pela utilização de matérias primas mais baratas.

Em contrapartida, quanto maior a quantidade de atributos utilizados como entrada no modelo, maior a quantidade de observações requeridas para garantir a exatidão dos resultados da técnica estatística utilizada.

Com o objetivo de estimar importantes propriedades do sínter, dois modelos foram desenvolvidos: um modelo é baseado em regressão linear múltipla e o outro modelo é baseado em uma rede neural artificial. As propriedades analisadas nesse estudo, são: Índice Shatter (SI), Índice de Degradação sob Redução (RDI), Índice de Redutibilidade (RI) e Tamanho Médio de Partícula (MPS). A avaliação da eficiência dos modelos foi realizada por meio dos seus coeficientes de determinação (R^2) assim como pela avaliação dos erros entre valores alvo e estimados pelos modelos.

2. OBJETIVOS

- ❖ Avaliar a eficiência de dois modelos estimativos, baseados em Redes Neurais Artificiais e Regressão Linear Múltipla, quanto às suas capacidades de prever quatro propriedades do sinter, sendo duas de caráter físico e duas de caráter metalúrgico, bem como qualificar sua aplicação à nível industrial com os dados utilizados;
- ❖ Obter matriz de correlação entre todas as variáveis utilizadas, na qual será possível quantificar e qualificar o impacto de cada variável química e de processo sobre as propriedades do sinter, e compará-las com resultados de trabalhos anteriores disponíveis na literatura científica.

3. REVISÃO DA LITERATURA

Neste item será apresentada uma revisão da literatura relacionando os conceitos e assuntos relevantes para a compreensão da monografia.

3.1. Sinterização: Um Breve Histórico

Na indústria do ferro e aço, o alto forno continua a ser o principal reator utilizado para transformar as matérias-primas necessárias à obtenção de ferro gusa. Para garantir estabilidade na operação do alto forno, a qualidade das matérias-primas deve ser consistente e apresentar a menor variabilidade possível. As principais matérias-primas dos altos fornos são compostas por minérios de ferro sinterizados. Sinterização é um processo complexo que depende da qualidade dos minérios, das características físicas e químicas das demais matérias-primas, como reatividade, granulometria, percentual de umidade, natureza hidrofóbica/hidrofílica do material, dentre outras.

A sinterização é descrita como um processo de aglomeração a quente de uma mistura de finos de minério, coque, fundentes e adições, com dosagens e composições químicas definidas, de modo que o produto resultante, o sinter, apresente características químicas, físicas e metalúrgicas compatíveis com as solicitações do alto forno.

O processo de sinterização de minério de ferro vem sendo praticado desde o século XIX como meio de aglomeração de finos, com a qualidade do sinter inferior à do minério granulado. Entretanto, o sinter auto fundente, fabricado em escala industrial com adição de calcário por volta de 1958, apresentou excelente qualidade, contribuindo para uma melhoria extraordinária na produtividade e no consumo de combustível do alto forno. Atualmente o sinter está sendo empregado em grande escala como matéria-prima da carga do alto forno.

No século XX foram desenvolvidas duas rotas para o processo de sinterização. A primeira rota, em menor escala, considera o processo de sinterização em batelada. A máquina mais famosa a implementar os conceitos da sinterização em batelada foi a máquina projetada por J.E Greenwalt nos Estados Unidos. A segunda rota, que considera o processo contínuo de sinterização, fora desenvolvida entre 1903 e 1906 por Dwight & Lloyd no México para a sinterização de cobre. Posteriormente, tal modelo foi implementado na sinterização de minério de ferro. Hoje em dia, as máquinas de sinterização contínua são utilizadas em larga escala. Abaixo encontra-se um quadro esquemático comparando as duas rotas.

Tabela 1 – Comparativo entre processos de sinterização Greenawalt e Dwight Lloyd.

“GREENAWALT” (DESCONTÍNUO)	“DWIGHT LLOYD” (CONTÍNUO)
Pequena área útil (20 a 30m ²)	Elevada área útil (até 600 m ²)
Setor de carga fixa (panela)	Setor de carga móvel (esteira)
Forno ignição móvel	Forno ignição fixo
Descarga interrupta	Descarga contínua
Maior custo de produção	Menor custo de produção

Fonte: Adaptado de Najjar et al. (1981).

No que se refere aos parâmetros de qualidade da época, o sinter era avaliado apenas pela resistência a frio e, a partir da década de 70, passou a ser dada uma maior importância aos ensaios de redutibilidade a quente e reatividade. Com base nos estudos teóricos, vem sendo introduzidos vários aperfeiçoamentos, tanto na preparação de mistura como na operação de sinterização visando sempre: melhorar a qualidade, atendendo às especificações do Alto Forno, reduzir os custos e aumentar a produção e os rendimentos do produto.

3.2. Matérias-primas da sinterização

3.2.1. Minério de ferro

Segundo Najjar et al. (1981, p. 9-10) “A produção de sínteres com qualidade física, química e metalúrgica e em elevados níveis de produtividade está diretamente relacionada com a qualidade dos minérios de ferro utilizados na mistura a sinterizar. Estes são quase sempre avaliados através de sua composição química e distribuição granulométrica. A dificuldade de obtenção de um único minério com qualidade adequada, em quantidade suficiente e baixo custo, conduziu à adoção de uma mistura de minérios, onde a um ou mais minérios considerados “base” são adicionados “corretivos”. ”

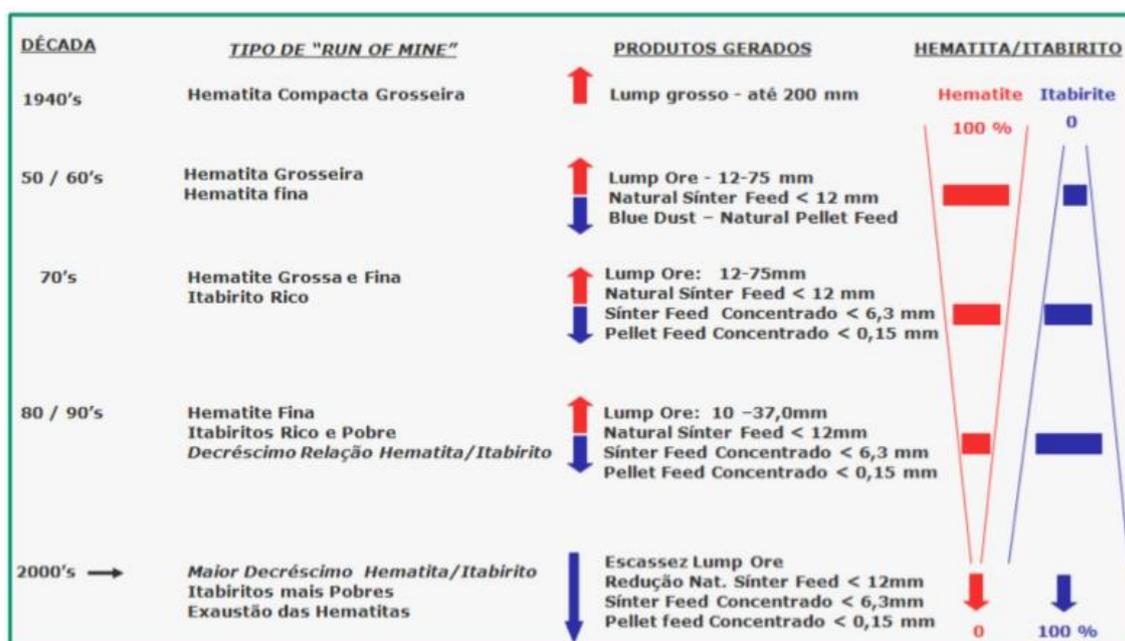
A especificação química e granulométrica dos minérios de ferro não é, no entanto, suficiente para assegurar altos índices de produtividade da sinterização, nem da qualidade dos sínteres produzidos. Características estruturais, texturais e mineralógicas dos minérios, apesar de apresentarem extrema importância, ainda hoje são pouco exploradas, sendo pouco consideradas na seleção de minérios para sinterização. Em função desses fatos, a avaliação técnica dos minérios em sinterizações piloto cresceu em importância no auxílio à definição da mistura de minérios mais adequada (NAJAR et al., 1981).

3.2.1.1. Evolução Mineral

Conforme abordado por Campos (2017), sobre a sustentabilidade do ciclo de processamento mineral, estudos no tema – como o da figura 3 – atestam para o fato de que, à medida que as jazidas minerais têm suas reservas constantemente exploradas, espera-se que, no longo prazo, a qualidade dos minérios de ferro disponíveis decairá, através da redução no percentual de minérios hematíticos, ricos em ferro, aumentando assim a proporção de minérios itabiríticos, pobres em ferro, disponíveis no mercado.

Além da proporção mineral, a figura 3 reforça que a qualidade granulométrica também está sendo afetada, onde temos uma escassez cada vez maior de minério de ferro granulado (*lump ore*), com aumento nas proporções de *sínter e pellet feed* concentrados (granulometria menor que 6,3 e 0,15 mm, respectivamente). Tais informações confirmam que há uma necessidade crescente em se trabalhar com matérias primas empobrecidas, sem perder a competitividade no processo produtivo.

Figura 3 – Evolução granulométrica dos minérios nacionais



Fonte: Vale S/A, citado por Campos (2017).

3.2.1.2. Características Químicas

A priori, não há uma regra precisa quanto à importância atribuída à composição química do minério de ferro, sendo esta, variável de um para outro usuário, dependendo, sobretudo, do balanço de carga do Alto Forno, tendo em vista os seguintes fatores: percentual de participação do sinter na carga metálica, volume de escória produzido na

fabricação de gusa e, principalmente, da qualidade química e metalúrgica do sinter produto. Entretanto, independente da especificação de composição para um determinado minério, sua consistência é essencial para o controle efetivo da qualidade do sinter.

A diversidade das fontes de *sinter feed* para sinterização, a utilização de um sistema eficiente de homogeneização, além da existência de área para estocagem desses minérios em pátios, garante uma maior flexibilidade para o controle da composição química e, até mesmo, absorvem pequenas variações das suas características físicas e químicas. Em território nacional, existe abundância de minérios com alto teor de ferro, com reduzidos teores de enxofre, titânio e álcalis, entretanto, tem como principais limitações, teores mais elevados de alumina, sílica e fósforo (NAJAR et al., 1981, p. 10).

Os limites de controle para a sílica (SiO_2) são definidos a partir do volume de escória previstos para o sinter e da constatação de que menores desvios-padrão de basicidade no sinter são obtidos quando não é necessário ajustar o teor de SiO_2 na mistura através do uso de fundentes específicos. Procura-se também evitar a utilização de minérios onde SiO_2 esteja concentrado nas frações mais grossas (+1 mm) uma vez que, neste caso, nem todo ele participará das reações de sinterização, diminuindo o volume “real” de escória e fragilizando o sinter (NAJAR et al., 1981, p. 10).

Para a alumina (Al_2O_3), sua principal restrição na mistura de minérios está associada à sua distribuição granulométrica. Resultados industriais indicam que a concentração de Al_2O_3 nas frações mais finas dos minérios (-150#) exerce forte influência negativa no índice de degradação sob redução (RDI) do sinter. A elevação do RDI, quando da introdução de Al_2O_3 através das frações mais finas dos minérios, pode ser explicada pela sua participação mais intensa nas reações de sinterização, dissolvendo-se na rede da hematita secundária e tensionando sua estrutura. O Al_2O_3 presente nas frações mais grossas praticamente não participa das reações de sinterização. Fato similar ocorre com a dissolução do titânio na rede da hematita. O TiO_2 também apresenta o mesmo comportamento do Al_2O_3 quanto à degradação sob redução (NAJAR et al., 1981, p. 10).

3.2.1.3. Características Físicas

As principais características físicas dos minérios para o processo de sinterização são: granulometria, presença de água combinada (ou quimicamente ligada) e o poder de aglomeração a frio. Outros fatores como densidade, porosidade, forma de grão, etc., às quais é atribuída pouca importância devido à falta de pesquisas no tema, além da falta de

métodos eficazes de avaliação, tem influência decisiva na capacidade de aglomeração a frio da mistura e, portanto, no desenvolvimento do processo (NAJAR et al., 1981, p. 10).

3.2.2. Fundentes

Além do sinter feed, no processo de sinterização são utilizadas outras matérias primas, com o intuito de atender às necessidades operacionais e químicas do processo, garantindo a qualidade do produto a ser enviado ao Alto Forno.

Algumas matérias primas recebem o nome de fundentes por atuarem no processo, físico-quimicamente para reduzir a temperatura de fusão do meio e facilitar o processo de gênese das partículas, formando o “bolo de sinter”. Tais componentes conferem ao sinter a qualidade química requerida pelo reator de redução, assim como auxiliam nas propriedades físicas e metalúrgicas requeridas pelo aglomerado. Os principais fundentes utilizados são o calcário calcítico, cal e dolomita (CAMPOS, 2017, p. 35).

O calcário calcítico é um composto mineral na forma de carbonato de cálcio, que tem como principal objetivo introduzir o óxido de cálcio (CaO) no sinter a ser produzido. É o principal agente controlador de basicidade do sinter, requerido pelo alto forno. É importante também na formação da cálcio-ferrita ($\text{CaO}\cdot\text{Fe}_2\text{O}_3$), estruturas essenciais à resistência mecânica do sinter. Quanto à sua granulometria, pode variar, a depender do processo de sinterização. Além do calcário, a dolomita também é utilizada no ajuste de qualidade química requerido pelo Alto Forno, pela incorporação de óxido de magnésio (MgO) no sinter (CAMPOS, 2017, p.36).

A cal é resultado da decomposição térmica do calcário calcítico, resultando em um material com mais de 95% de CaO. A utilização deste fundente visa promover, em conjunto com a água adicionada no processo, a aglomeração da mistura à sinterizar, dando às pseudopartículas formada resistência mecânica, garantindo boa permeabilidade do leito e boa produtividade. Sua superfície específica é importante para a reatividade do processo, por isso normalmente apresenta-se 100% passante em 0,25 mm.

3.2.3. Combustível Sólido

Se os fundentes são responsáveis pelo aporte químico do processo, os combustíveis sólidos atuam no aporte térmico do processo, de modo a garantir que todas as reações necessárias a gênese do sinter possa ocorrer. Dentre os principais combustíveis disponíveis, destacam-se o antracito e a moinha de coque.

O antracito é um combustível fóssil, de origem da decomposição de matéria orgânica e é um combustível relativamente rico em comparação com as outras fontes de C, é utilizado como fonte de energia após a ignição do processo sendo a maior fonte de energia térmica (CAMPOS, 2017, p. 43).

O coque é gerado pelo processo de coqueificação (ustulação) do carvão mineral, onde a matéria volátil é praticamente toda retirada sobrando a parte não útil do carvão (cinzas) e o C, parte interessante ao combustível. A moínha de coque é o resultado do processo de classificação do coque metalúrgico para o Alto Forno, sendo considerado a parte fina e indesejada pelo reator. Dentre os combustíveis sólidos, é o de melhor desempenho, por ter boa granulometria e reatividade intermediária, além de um alto teor de carbono, ideais para o reator de redução.

3.2.4. Adições

Em alguns casos, elementos de liga podem ser adicionados ainda na fase de preparação, na forma de óxidos, ou por serem facilmente reduzidos no processo de redução do minério de ferro, ou por ser interessante ao processo de redução. Os mais comumente utilizados são os minérios de manganês (fonte de Mn) e de ilmenita (fonte de TiO_2) (CAMPOS, 2017, p. 39).

3.2.5. Resíduos

Com os avanços tecnológicos do processo de sinterização e a crescente geração de resíduos produzidos durante o ciclo produtivo de ferro gusa/aço, uma segunda função foi desenvolvida para as plantas de sinterização, tão nobre quanto aglomerar as partículas de sinter feed. Logo, o processo tem a função de reaproveitar os resíduos possíveis de serem reciclados no processo, tais como: pó de coletor do topo de alto forno, lama de aciaria, carepa de lingotamento/laminação, limpeza de área, lixo industrial, dentre outros.

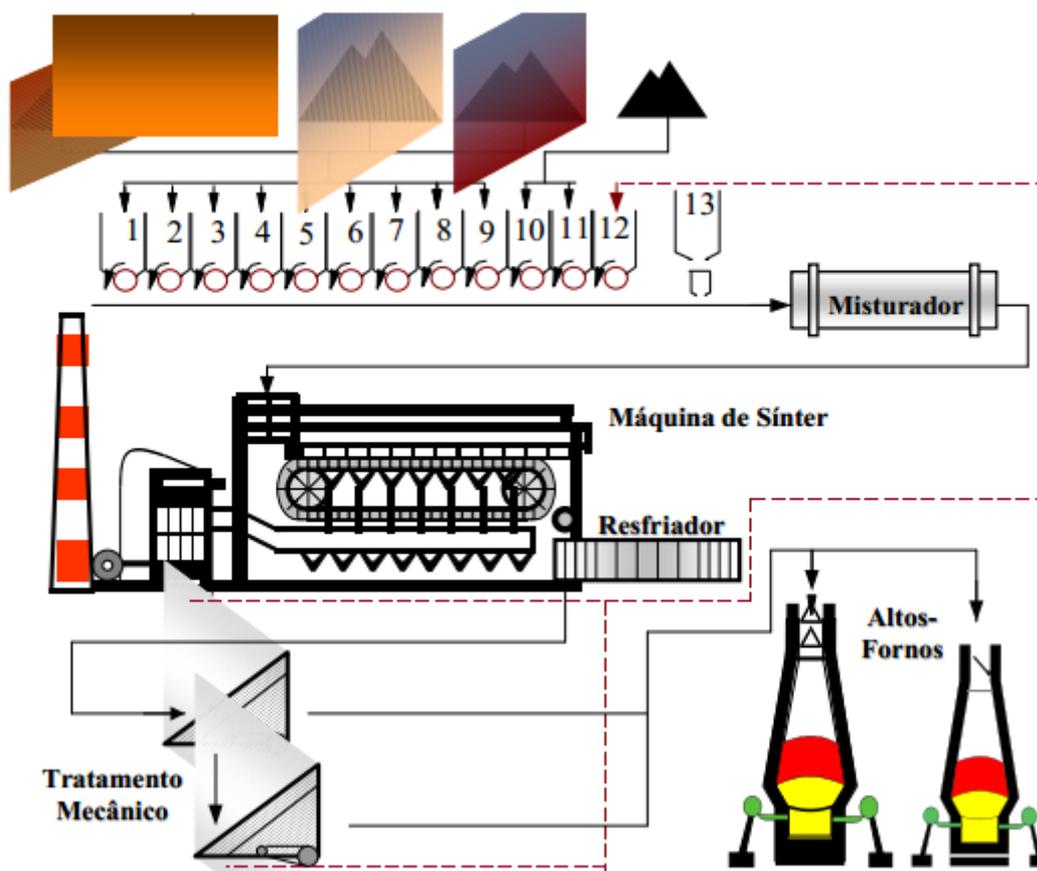
3.3. O Processo de Sinterização

3.3.1. Fluxograma do Processo de Sinterização Contínua

Abaixo, uma representação esquemática de um fluxo típico de uma sinterização com produção contínua e abastecimento de altos-fornos. Em contraste com o fluxograma apresentado abaixo, a planta de sinterização da siderúrgica em estudo, conta ainda com mais um misturador – para realização da micropelotização da mistura – uma área para

moagem de combustível sólido (coque e antracito) e 15 (ao invés de 13) silos para armazenamento de matérias primas na área de Dosagem. Sua produção é responsável por abastecer boa parte da carga ferrosa utilizada pelo alto forno da usina.

Figura 4 – Fluxograma de uma sinterização genérica.



Fonte: Najar et alii (1981).

3.3.2. Moagem de Combustível Sólido

Essa área tem como responsabilidade descarregar finos de combustíveis provenientes do Alto Forno e Coqueria, peneirar e moer os combustíveis, abastecendo os silos da sinterização com material de qualidade e granulometria desejada.

O processo consiste em receber finos de coque de baixa granulometria, provenientes de Alto Forno e Coqueria, além de Antracito, enviados pela planta de Matérias Primas. De posse desses materiais, os mesmos serão moídos, peneirados e misturados – na proporção adequada – de modo a adquirirem a qualidade objetivada pela sinterização. Estudos realizados em sinterizações piloto apontam para uma granulometria

com tamanho médio de partícula entre 2,8 e 3,2 mm, fornecendo a reatividade adequada para o processo de sinterização.

3.3.3. Dosagem de Matérias Primas

Processo responsável pela formação da mistura a ser sinterizada, por meio da adequada dosagem das matérias primas, de modo a cumprir o carregamento previsto pela Sinterização, de acordo com o planejado, visando obter a produtividade e qualidade do sinter. É realizado através do armazenamento das matérias primas em silos com posterior descarga dos materiais em correias transportadoras munidas de dosômetros, responsáveis por monitorar a quantidade de matéria prima a ser dosada.

3.3.4. Homogeneização e Micro-pelotização da Mistura

Atualmente, grande parte dos sinterizadores estão dando muita importância ao tratamento da mistura. Consegue-se, através de uma adequação da mesma, aumentar a permeabilidade do leito, reduzir o consumo de coque e aumentar a produtividade, e minimizar a dispersão química e física do sinter.

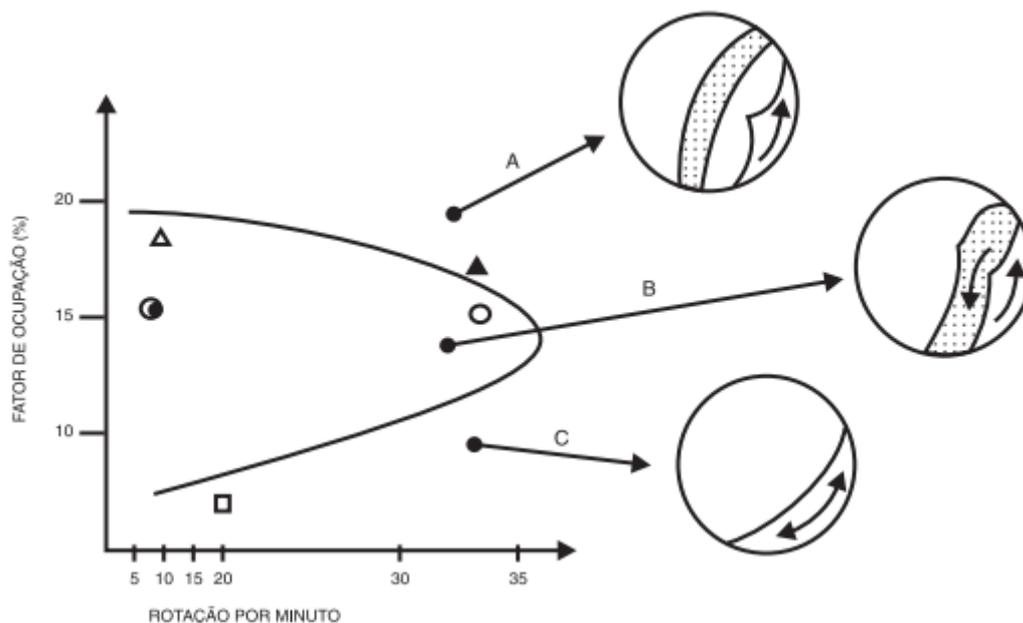
A homogeneização da mistura tem como objetivo a combinação de materiais com características químicas e físicas semelhantes para melhorar a qualidade da mistura evitando grandes oscilações de qualidade. Para que seja homogeneizada, a mistura é levada a um misturador primário, munido de ressaltos salientes e bicos de água – propiciando a formação de grânulos – onde será rotacionada em velocidade e inclinação pré-estabelecidas, de modo a formar uma mistura homogênea e levemente aglomerada.

Seguindo o fluxo do processo, a mistura homogeneizada é encaminhada ao misturador secundário (com ressaltos de menor saliência), onde será rotacionada e receberá água (em quantidades controladas), resultando no processo de micropelotização, também chamado de aglomeração a frio, saindo do misturador com o formato de pequenas esferas, cujo formato e tamanho serão de fundamental importância para conferir a permeabilidade adequada ao leito a sinterizar, onde, este parâmetro funciona como *driver* da velocidade e intensidade das reações no leito, tendo impacto direto na produtividade do processo de sinterização

A eficiência do processo de micropelotização no processo de sinterização é dependente, além de um bom controle operacional da umidade de processo, das características granulométricas e mineralógicas das matérias primas, do percentual de cal

presente na mistura e das condições de misturamento. A figura 5 apresenta modelos de movimentos possíveis das partículas dentro do misturador, em relação ao seu fator de ocupação e a sua rotação, os quais afetam diretamente a eficiência de micropelotização.

Figura 5 – Movimentos possíveis das partículas no misturador.



Fonte: Nippon Steel Corporation, citado por Najar et alii (1981).

→ **Sendo que:** Fator de ocupação = Volume de material no misturador/ Volume do misturador

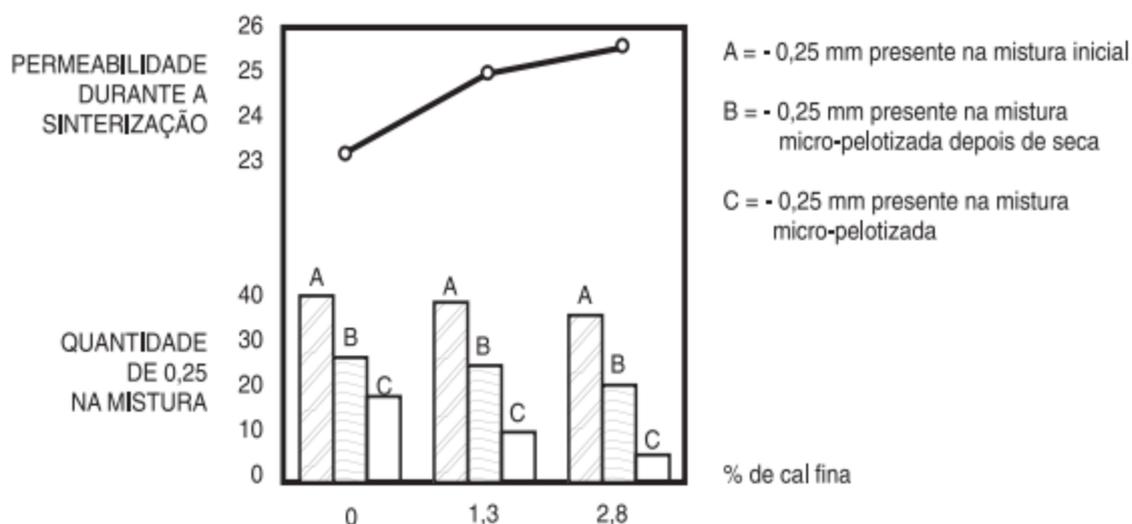
Na figura anterior, o movimento **A**, denominado de **catarata**, tem a característica de formar as micro-pelotas em um primeiro estágio, com subsequente destruição das mesmas. O movimento **C**, ou de **escorregamento**, não apresenta poder suficiente para promover um contato efetivo entre grãos aderentes e nucleantes, sendo, portanto, também ineficaz. O movimento **B**, ou movimento de **cascata** propicia um contato intenso entre as partículas, sem as destruir posteriormente, sendo, neste caso, o desejado no que diz respeito a um maior índice de granulação da mistura (NAJAR et al., 1981, p. 33).

A influência de um agente aglomerante na formação das micro pelotas: A adição de agentes aglomerantes na mistura a sinterizar tem como objetivo acelerar a união das partículas no misturador, ao mesmo tempo em que aumenta a capacidade de retenção do aglomerado e evita a desintegração dos grânulos no ato de compactação e secagem do material na esteira. A quantidade de partículas aderidas é diretamente proporcional ao percentual usado do agente aglomerante (NAJAR et al., 1981, p. 33).

De todos os materiais que incrementam a micro-pelotização, o que melhor se comporta em termos de índice de granulação é a cal fina.

A figura 6 confirma a influência da adição de cal fina na eliminação dos superfinos da mistura.

Figura 6 – Influência da cal fina na permeabilidade e na eliminação dos superfinos da mistura.



Fonte: Poggio et alii, citado por Najar et alii (1981).

De acordo com a figura 5, o aumento do percentual de cal fina adicionada à mistura promove a redução da quantidade de material com granulometria menor que 0,25mm no material micropelotizado, aumentando, assim, a permeabilidade da mistura.

Em termos de consumo específico de combustível, a utilização da cal também é benéfica ao processo de sinterização, principalmente devido a dois fatores:

- Substituição de um carbonato (calcário) por um material calcinado (cal fina);
- A hidratação da cal libera calor, elevando a temperatura da mistura (em menor escala).

3.3.5. Mecanismo de Sinterização

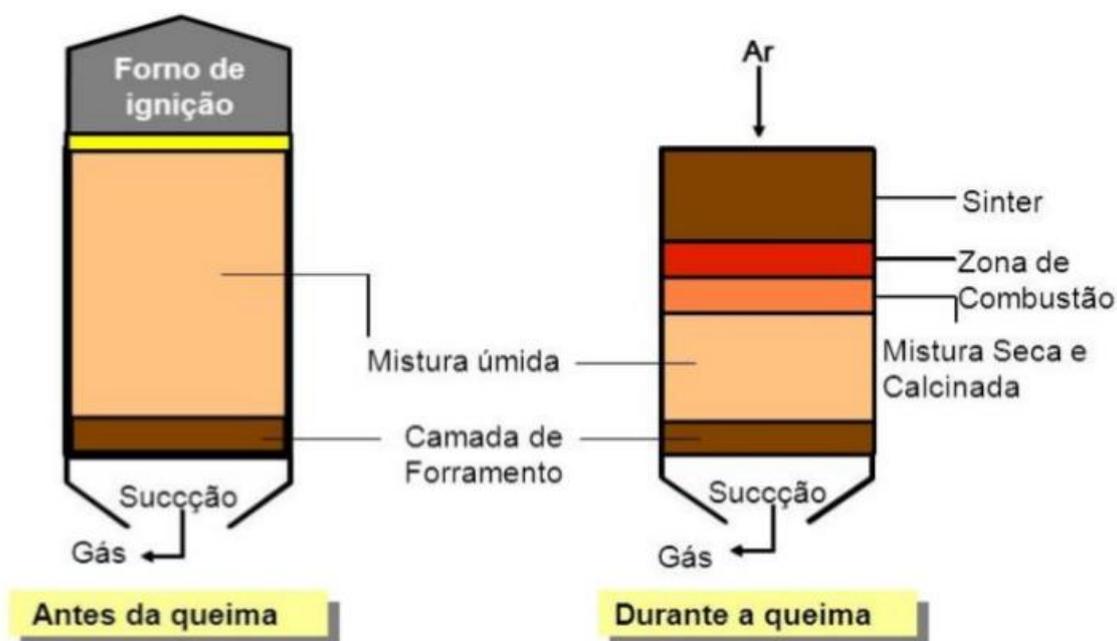
De acordo com Najar et al. (1981), o mecanismo de sinterização é determinado pelo desenvolvimento de dois fenômenos distintos:

- ❖ O fenômeno físico de transferência de calor da camada superior para a inferior do leito de sinterização, proporcionada pela sucção forçada de ar, criando uma fonte térmica cuja velocidade de propagação é proporcional à vazão de ar;
- ❖ O fenômeno químico de combustão do coque contido na mistura a sinterizar que, produzindo calor, gera uma frente de reações químicas, cuja evolução é função da

reatividade, da qualidade de combustível e da umidade e composição química e granulométrica da mistura.

O esquema da figura 7 apresenta como ocorrem simultaneamente esses dois fenômenos onde, à medida que o forno de ignição inicia a queima da mistura, a frente de combustão associada ao combustível se propaga verticalmente, transmitindo calor para o restante do leito, propiciando uma zona de reações termoquímicas, cujo desenvolvimento resultam na formação global do aglomerado a quente. Durante a queima da mistura, quatro regiões distintas podem ser observadas: sinter produto, zona de combustão, mistura seca e calcinada, e camada de forramento (também denominada de falsa grelha).

Figura 7 – Esquemático do processo de sinterização, antes e durante a queima da mistura.



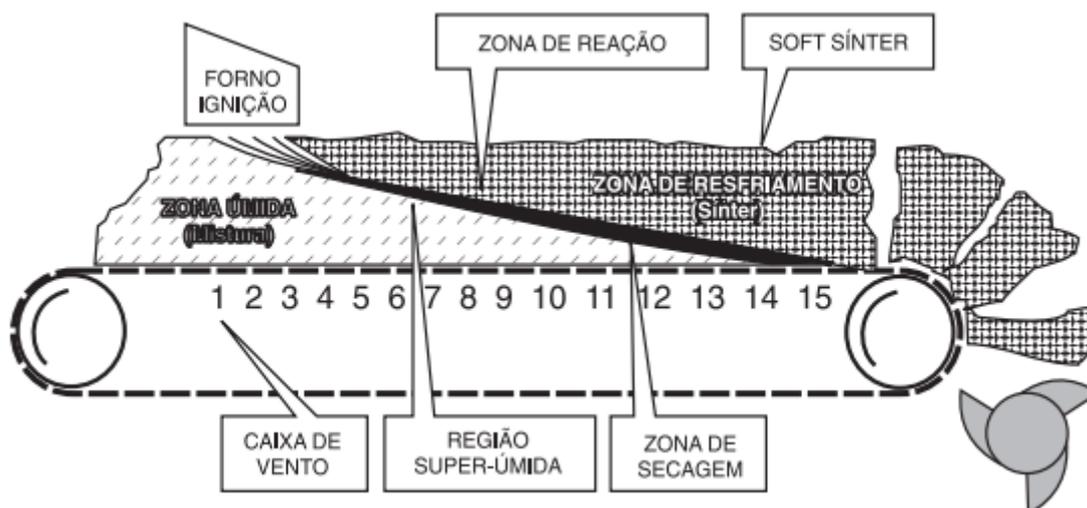
Fonte: Notas de aula PUC Rio – Departamento de Ciência dos Materiais e Metalurgia

O perfil de temperatura em um determinado ponto no leito de sinterização associa-se a uma série de alterações físico-químicas, como evaporação, calcinação, fusão parcial e redução. O calor total acumulado em qualquer ponto no processo depende da transferência de calor dos gases, consumo de combustível, teor de cal, e das reações exotérmicas e endotérmicas envolvidas. A temperatura máxima alcançada durante a sinterização depende, principalmente, da quantidade, localização, granulometria e reatividade do combustível utilizado, de tal modo que seu valor irá determinar o teor de FeO contido no sinter – em função da atmosfera redutora associada à queima do combustível –, o qual deve ser controlado, haja vista que seu valor influencia diretamente

as propriedades físicas e metalúrgicas do sínter. A redutibilidade aumenta quando o calor fornecido ao processo decresce e o RDI decresce através do resfriamento rápido. A perda de resistência mecânica aumenta abaixo de determinada faixa térmica, ou seja, menor a temperatura da frente de combustão acarreta em menor resistência mecânica. O efeito da temperatura de sinterização na composição mineral revelou que tanto a ferrita de cálcio quanto a hematita primária decrescem com o aumento da temperatura acima de 1250°C. Nesta condição, a morfologia da ferrita de cálcio muda de acicular para colunar (LOPES, 2012, p. 18).

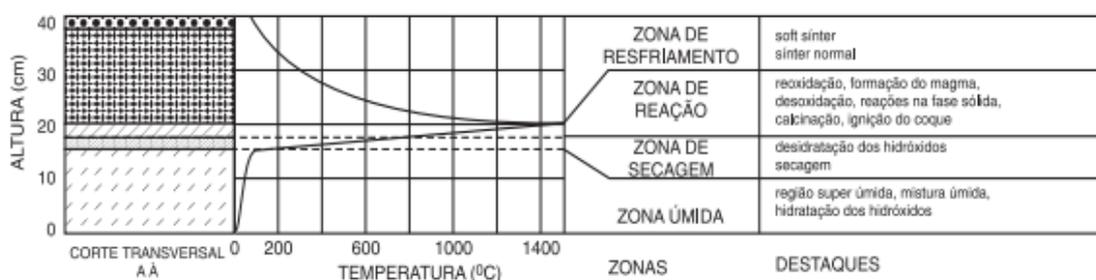
As figuras 8 e 9 mostram, respectivamente, um corte longitudinal e transversal de um leito de sinterização.

Figura 8 – Corte longitudinal de um leito de sinterização em um instante qualquer.



Fonte: Najjar et alii (1981)

Figura 9 – Corte transversal e perfil térmico de um leito de sinterização em um instante qualquer.



Fonte: Najjar et alii (1981)

Segundo Najjar et al. (1981), pode-se dividir o processo de sinterização nas seguintes zonas principais:

Zona Úmida: representa a base do leito de mistura a sinterizar. Nesta zona a mistura encontra-se conforme saiu da etapa de Homogeneização e Micropelotização, chegando a temperaturas de 70°C na saída do misturador secundário. A temperatura máxima atingida nesta zona é de 100°C. As principais reações desta etapa são hidratação da cal e a condensação dos vapores de água. As equações (1) e (2) representam, respectivamente, as reações mencionadas.



Zona de Secagem: compreendia entre 100 a 500°C. Região onde ocorre principalmente a vaporização da umidade da mistura e depois a desidratação dos hidróxidos. Equações:

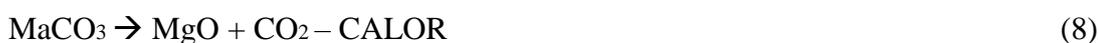


Zona de Reação: compreende toda a região térmica no aquecimento acima de 500°C. Esta etapa é iniciada pela ignição do carbono até o início do resfriamento do sinter (cerca de 900°C). As principais reações que ocorrem nesta zona são: combustão do coque (exotérmica), decomposição dos carbonatos (endotérmica), reações na fase sólida, reações na fase líquida (formação do magma), redução, reoxidação dos óxidos de ferro.

A) Combustão do Coque: queima do combustível sólido (rico em carbono), levando à formação de CO e CO₂. Caracterizada pela elevação de temperatura de 500 a 1400°C. Devido ao grande volume de ar que atravessa a mistura para queimar o coque, a sua combustão se faz com excesso de O₂. Representada pelas seguintes reações:



B) Decomposição dos Carbonatos: o carbonato mais usado na sinterização é o calcário, que inicia sua decomposição a partir de 800°C, absorvendo calor e baixando a temperatura dos gases.



A decomposição do calcário, ou de outro carbonato qualquer, é função da granulometria em que se apresenta. Partículas grosseiras não têm tempo suficiente para decomposição total durante a fase de aquecimento; a periferia destas partículas se

decompõe e reage, mas o interior não é calcinado, sendo-o talvez apenas na fase de resfriamento (até 800°C). Quando isto ocorre o CaO formado não tem tempo e muito menos temperatura para reagir quimicamente, permanecendo por isso inalterado no bolo do sínter, sendo uma das causas da fragilização do sínter.

- C) Reações na fase sólida: durante o aquecimento da mistura na máquina de sínter, o contato entre as partículas de óxido de ferro, CaO, SiO₂ e outros, favorece o desenvolvimento de algumas reações no estado sólido, reações estas que ocorrem por substituição e não por combinação, o que é comum quando se trata de líquido ou gás. O contato entre CaO e SiO₂ favorece a formação de cálcio ferritas, fayalitas e silicatos.
- D) Reações de redução e reoxidação: ocorrem da zona superior de aquecimento até o início do resfriamento.
- E) Reações de formação do Magma: ocorrem na frente de combustão. Os componentes da carga, após sofrerem condicionamento pelas reações na fase sólida, entram em estado de semi-fusão e depois se recristalizam. Os silicatos (2CaO.SiO₂ e 3CaO.SiO₂) são os principais produtos destas reações.

- F) Reações de Aglomeração: São reações que ocorrem a temperaturas maiores que as temperaturas de fusão dos materiais (reações entre sólido-líquido e reações líquido-líquido). Segundo Starling (2012), as seguintes etapas acontecem:

Inicialmente, a temperaturas próximas de 1100°C ocorre uma reação sólido-sólido da hematita com CaO levando a formação de cálcio-ferritas. A partir de 1200°C as cálcio-ferritas começam a coalescer e formar líquido.

Na forma líquida, a cálcio-ferrita rica em CaO e Fe₂O₃ começa a incorporar alguns óxidos presentes nos minérios como SiO₂, Al₂O₃ e MgO. A fase líquida leva a desintegração superficial da hematita e a conseqüente formação da hematita granular. Após a incorporação de MgO e Al₂O₃, ocorre a reação entre a fase líquida e hematitas. Estas reações levam a formação de cálcio-ferritas sólidas aciculares ricas em Al₂O₃ e SiO₂.

Se temperaturas acima de 1300°C não forem atingidas ou se tempo de residência nesta faixa de temperatura for muito pequeno haverá, após o resfriamento, a formação de um produto heterogêneo (de baixa resistência). Este produto é assim classificado por ser rico micro estruturalmente em cálcio-ferritas arredondadas imersas em uma matriz e de silicatos cristalizados e hematitas granulares.

Se temperaturas superiores a 1300°C forem atingidas haverá a formação de um produto homogêneo (de alta resistência). Atingindo este nível térmico, a tendência da cálcio-ferrita é se aglomerar com partículas grossas de minério fundido formando hematita ou magnetita e escoria vítrea. Durante o resfriamento precipitados de hematita da fase líquida e cálcio-ferritas cristalizam na forma de flocos longos denominados forma colunar. Características típicas do sinter homogêneo.

Zona de Resfriamento: começa abaixo de 900°C, quando se encerram as reações. Nesta fase do processo tem lugar o resfriamento do sinter, onde aparecem os primeiros cristais que, conforme o seu desenvolvimento, irão conferir determinadas propriedades ao sinter.

3.3.6. Britagem à quente

Ao final do processo de sinterização, os blocos de sinter formados passam por um processo de fragmentação, onde o bloco formado passará por britador, tendo sua granulometria reduzida para valores abaixo de 200 mm. Esta prática tem como objetivo permitir o resfriamento e manuseio do sinter.

3.3.7. Resfriamento do sinter

O sinter, ao sair da esteira e passar pelo britador a quente, encontra-se a temperaturas próximas a 700°C, de modo que seu transporte por correias transportadoras – feitas de borracha – fica inviabilizado e a utilização de transportadores metálicos encarece muito os custos do processo. A opção é reduzir a temperatura do sinter, a níveis próximos de 50°C. O volume interno do resfriador permite pequenas paradas no envio, sem parar a máquina. O resfriamento do sinter é feito através de passagem do ar pela camada depositada, sob a ação de sopradores (NAJAR et al., 1981, p. 51).

3.3.8. Britagem à frio

Ao sair do resfriador, o sinter, que apresenta granulometria menor que 200 mm, precisa passar por um novo processo de britagem, que tem como objetivo britar o sinter maior que 50 mm. Constitui a etapa final de modificação granulométrica do material a ser enviado para o Alto Forno

3.3.9. Peneiramento do Sínter

No caso da siderúrgica em questão, o sistema de peneiramento a frio é constituído de três *decks* de peneira, que tem como objetivo classificar o sínter para consumo no Alto Forno, Falsa Grelha e consumo interno.

O primeiro peneiramento separa a fração granulométrica entre 50 e 20 mm, considerada produto, enquanto o material passante – menor que 20 mm – é transportado para a peneira nº2.

O segundo peneiramento tem como função principal separar o “bedding”, material protetor do grelhado da máquina de sínter, protegendo-o contra altas temperaturas e agarramento de sínter, na granulometria de 10 a 20 mm, que é enviado para uma tremonha situada na máquina. O abastecimento do “bedding” é intermitente, haja vista que sua geração é maior do que seu consumo.

Já o terceiro peneiramento possui como características principais separar o material de granulometria entre 10 e 5 mm, enviando-o para o Alto Forno, e enviar o material passante – menor que 5 mm – de volta à Sinterização, para ser reaproveitado.

3.3.10. Princípio de amostragem do sínter produto

A amostragem do sínter é realizada com periodicidade de 4 horas, contendo um incremento, de modo que a amostra coletada representa o equivalente a 2400 toneladas de produção. Após a coleta, as amostras são encaminhadas ao laboratório de matérias-primas, onde serão realizados os ensaios de qualidade química, física e metalúrgica (estes dois últimos serão descritos no item 3.4).

A norma de amostragem de sínter, ISO 3082, que normatiza os métodos de amostragem para este material – determina que, cada amostra deve conter um mínimo de 25 incrementos, como forma de melhorar sua representatividade e reduzir possíveis desvios de processo. Todavia, conforme informado no parágrafo anterior, cada amostra de sínter feita na siderúrgica em estudo contém apenas um incremento, o que pode vir a afetar de maneira negativa sua representatividade.

Com o objetivo de reduzir possíveis desvios associados às amostras analisadas e melhorar a aderência do modelo, foram considerados as médias diárias de cada uma das

variáveis utilizadas, simulando, deste modo, uma amostra diária contendo seis incrementos de sinter produto, para as variáveis de caráter químico, físico e metalúrgico do sinter. Já as variáveis de processo, suas médias diárias levaram em consideração as médias horárias, registrados via supervisorio (sistema automático de aquisição de dados).

3.4. Ensaios de Qualidade Física e Metalúrgica do Sinter

Teste de Choque, “Shatter Test” (SI)

Segundo Najjar et al. (1981), este teste tem por objetivo medir a susceptibilidade que tem o sinter em produzir finos, quando submetido às quedas durante o seu abastecimento no alto-forno. Esta degradação prejudica a permeabilidade da carga com uma consequente diminuição da produção.

Descrição do ensaio, segundo norma NBR 10633:

- Determina-se a distribuição granulométrica do material, nas malhas de 10, 25 e 50 mm;
- Compõe-se uma amostra de 30 kg (P_1) para minério de ferro e 20 kg (P_1) para o sinter, segundo a distribuição granulométrica encontrada;
- Submete-se a amostra a quatro quedas sucessivas de 2 m de altura; - Faz-se o peneiramento do material em malha de 10 mm, tomando-se o peso do retido (P_2);

- Resultado: $S.I = \frac{P_1}{P_2}$ (9)

Índice de Degradação Sob Redução (RDI)

Segundo Najjar et al. (1981), a degradação durante a redução a baixa temperatura é mais conhecida como RDI (Índice de Degradação sob Redução). O índice é definido através da facilidade que tem o sinter de produzir finos durante a sua redução.

◆ Descrição do ensaio, segundo norma ISO 4696:

- Classifica-se a amostra na faixa granulométrica de 16 a 20 mm;
- Pesa-se 500 g de material nesta faixa (P_i);

- Coloca-se a amostra em uma retorta e a submete à redução pela passagem de gás (30% CO e 70% N₂; vazão de gás = 15 NI/min, à temperatura de 550°C durante 30 min);
- Resfria-se a amostra e a submete a um tamboreamento de 900 voltas;
- Faz-se o peneiramento do material em malha de 2,83 mm e determina-se peso passante (Pf);
- Resultado: $RDI = \frac{P_i}{P_f}$ (10)

Redutibilidade (RI)

Segundo Najar et al. (1981), este teste mede a facilidade com a qual o oxigênio da carga metálica é removido sob a ação de um agente redutor. A redutibilidade é importante para o estabelecimento de critérios comparativos de avaliação do comportamento de carga metálica, podendo suas variações serem associadas ao coke-rate, ao grau de redução indireta no alto-forno, à taxa de utilização do gás redutor etc, parâmetros estes ligados ao desenvolvimento das reações de redução na cuba.

◆ Descrição do teste, segundo norma ISO 7215:

- Classifica-se a amostra na faixa granulométrica de 16 a 20 mm;
- Pesa-se 500 g de material nesta faixa (Pi);
- Coloca-se a amostra em uma retorta e a submete à redução pela passagem de gás (30% CO e 70% N₂; vazão de gás = 15 NI/min, à temperatura de 900°C durante 180 min);
- Realiza-se análises do gás efluente em intervalos de tempo determinados;
- Resfria-se a amostra e determina-se o seu peso final (Pf);
- Resultado:

$R.I = \frac{P_i - P_f}{\frac{P_i}{100} [(\% FeT \times 0,429) - (\% FeO \times 0,111)]} \times 100$
--

(11)

3.5. Redes Neurais Artificiais (RNA)

Segundo Veras (2013, p. 12) “Redes Neurais Artificiais são técnicas de inteligência artificial inspiradas no funcionamento dos neurônios no cérebro humano. É um sistema adaptativo composto por unidades de processamento interconectadas, chamadas de neurônios, distribuídas em diferentes camadas, trabalhando em união para a resolução de um problema. A grande vantagem no uso de redes neurais artificiais para solução de problemas complexos provém, principalmente, de sua capacidade de aprendizagem através de generalização da resposta adquirida durante o treinamento da rede, através do uso de exemplos já ocorridos no passado.”

As redes neurais podem realizar um mapeamento não linear entre um conjunto de entradas e conjunto de saídas. Em uma rede neural, as entradas e saídas são conectadas através de uma série de nós organizados em várias camadas. Devido a essa conectividade complexa entre os nós, associada à arquitetura da RNA, o modelo é capaz de realizar o mapeamento dos parâmetros de saída com excelente precisão.

A modelagem com uma rede neural envolve duas etapas: treinamento e teste. *Overtraining* pode levar a resultados erráticos e pode mascarar uma compreensão do efeito das variáveis de entrada. O quadrado da média normalizada deve ser sempre menor que 1(um) para uma rede devidamente treinada. É importante testar a rede com um novo conjunto de dados, que não foi usado no período de treinamento, de modo a verificar seu desempenho e eficiência.

O trabalho em questão está relacionado à previsão dos parâmetros com o uso de dados históricos. Para o desenvolvimento de um novo sistema ou adaptação de um já existente, dados suficientes devem estar à disposição. A previsão depende, sobretudo, dos parâmetros de entrada selecionados. Quando são considerados mais parâmetros do que o necessário, ocorrerá um problema de velocidade de algoritmo e capacidade de memória. Todavia, a saída do modelo não será capaz de prever corretamente se os melhores parâmetros não estiverem disponíveis ou não tiverem sido considerados durante a seleção de variáveis. Portanto, os parâmetros de entrada serão tomados de maneira a reduzir a complexidade do algoritmo e melhorar sua precisão (KUMAR, 2015, p. 13).

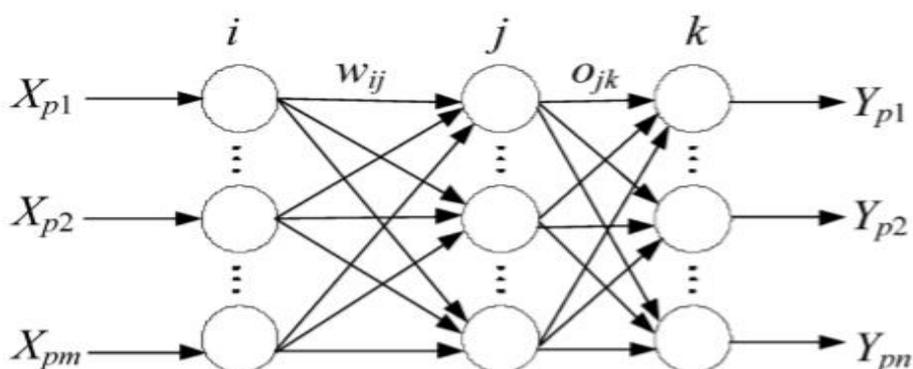
3.5.1. Arquitetura da RNA

A arquitetura de uma RNA consiste em uma camada de entrada, uma ou mais camadas ocultas e uma camada de saída. O número de neurônios na camada de entrada é fixado como o número de variáveis de entrada. Da mesma forma, o número de neurônios da camada de saída é fixado como igual ao número de variáveis de saída. O número de camadas ocultas na rede e o número de neurônios em cada uma das camadas ocultas precisam ser especificados antes que a rede possa ser treinada. No entanto, observou-se que, quando o número de neurônios aumenta, o desempenho da rede melhora primeiro e depois atinge um platô. Além disso, um número muito grande de neurônios permitirá que a rede aprenda os recursos específicos, em vez dos recursos estatísticos do conjunto de treinamento que leva ao superaprendizado (*overtraining*). Devido a esses fatores, a arquitetura da rede precisa ser definida de forma empírica (UMADEVI, 2016, p. 33)

Existem diferentes algoritmos que podem ser utilizados para treinamento de uma rede neural. A regra Back Propagation é um algoritmo amplamente empregado para esse fim e, portanto, foi utilizada neste trabalho.

Durante o treinamento com o algoritmo Back Propagation, a rede opera em uma sequência de dois passos. Primeiro, um padrão é apresentado à camada de entrada da rede. O sinal resultante flui através da rede, camada por camada, até que a resposta seja produzida pela camada de saída. No segundo passo, a saída obtida é comparada à saída desejada para esse padrão particular. Se esta não estiver correta, o erro é calculado. O erro é propagado a partir da camada de saída até a camada de entrada, e os pesos das conexões das unidades das camadas internas vão sendo modificados conforme o erro é retro propagado (CARVALHO, 2012).

Figura 10 – Esquemático de uma RNA com algoritmo Back Propagation



Fonte: Carvalho (2012)

X_{p1} a X_{pm} representa dados de entrada na primeira camada oculta, w_{ij} é o peso correspondente a cada combinação de nós fornecido para ajustar o erro entre a camada de saída e a camada oculta. As camadas j e k correspondem à segunda camada oculta e camada de saída, respectivamente. Y_{p1} a Y_{pn} são a saída calculada pela rede.

No presente trabalho utilizou-se uma RNA para prever as propriedades físicas e metalúrgicas do sínter em termos das variáveis químicas e de processo. Contudo, também foi executada uma análise de regressão linear múltipla com a mesma finalidade, comparando-se os resultados em termos de coeficiente de regressão (R^2), erro percentual absoluto médio (EPAM) e erro percentual máximo (EPM).

No que tange à suas limitações, é muito difícil definir a arquitetura ideal da rede de forma que ela tenha capacidade para conseguir obter as representações necessárias e, ao mesmo tempo, seja pequena o suficiente para realizar um treinamento mais rápido. Não existem regras claras para se definir quantas unidades devem existir nas camadas intermediárias, quantas camadas, ou como devem ser as conexões entre essas unidades. Para resolver este tipo de problema, Algoritmos Genéticos poderiam ser utilizados para encontrar automaticamente boas arquiteturas de redes neurais, eliminando muitas armadilhas associadas às abordagens de engenharia humana (CARVALHO, 2012).

Em função da complexidade do tema discutido acima, e de sua utilização como ferramenta de trabalho, o mesmo foi tratado de maneira breve, deixando a cargo dos interessados a busca por literaturas mais aprofundadas e que tenham o tema Redes Neurais Artificiais como objeto de estudo.

3.6. Regressão Linear Múltipla

Segundo Antunes (2009, p. 22, apud Gujarati, 2000), “Na prática o modelo de regressão linear simples é muito pouco utilizado no mundo real, pois geralmente não existe apenas uma variável que influencia a variável que queremos prever e/ou explicar, e para modelos que contém mais de uma variável independente damos o nome de modelos de regressão linear múltipla”.

A regressão múltipla envolve um número mínimo de três variáveis. Portanto, em tal modelo, constará uma única variável dependente, porém, teremos duas ou mais variáveis independentes – ou explanatórias – tendo como intuito melhorar a capacidade

de predição em relação aos modelos de regressão simples, que apresentam apenas uma variável independente (ANTUNES, 2009, p. 22).

Ao trabalhar-se com regressão múltipla, objetiva-se atingir um alto grau explanatório com o mínimo de variáveis independentes, haja vista que o incremento de novas variáveis tende a encarecer o custo na obtenção de dados. Além disso, a utilização de um modelo mais robusto aumenta a necessidade de observações (condições de contorno) para compensar a perda de graus de liberdade, associada à introdução de novas variáveis independentes (ANTUNES, 2009, p. 23).

Para a construção de um modelo em regressão linear múltipla, admite-se que se tem X_1, X_2, \dots, X_n variáveis de entrada e define-se como modelo de regressão linear múltipla, da seguinte forma, em termos destas variáveis:

$$y = \beta_0 + \sum_{i=1}^n X_i \beta_i$$

Onde os β 's correspondem aos coeficientes lineares, enquanto que os X 's representam as variáveis independentes do modelo matemático.

3.6.1. Correlação

Enquanto que a regressão procura modelar uma variável dependente em função de um conjunto de variáveis independentes, a correlação funciona como medida para avaliar o grau de relação entre variáveis de entrada e saída. Existem vários coeficientes que medem o grau de correlação, associado à natureza dos dados, dos quais o coeficiente de Pearson é o mais conhecido. Este coeficiente, aqui representado por R , assume apenas valores entre -1 e 1, onde, vários autores assumem que:

- 0.9 para mais ou para menos indica uma correlação muito forte.
- 0.7 a 0.9 positivo ou negativo indica uma correlação forte.
- 0.5 a 0.7 positivo ou negativo indica uma correlação moderada.
- 0.3 a 0.5 positivo ou negativo indica uma correlação fraca.
- 0 a 0.3 positivo ou negativo indica uma correlação desprezível.

3.6.2. Coeficiente de determinação

O coeficiente de determinação, também chamado de R^2 , mede o ajuste de um modelo estatístico linear, como a regressão linear, em relação aos valores observados. Seu índice varia de 0 a 1, indicando o quão bem o conjunto de dados se adequa a um modelo estatístico. Deste modo, quanto mais próximo de 0, menos aderente é o conjunto de dados ao modelo; e, quanto mais próximo de 1, mais aderente é o conjunto de dados ao modelo (FERNANDES, 2014, p. 9). Pode também ser interpretado como a parcela de variação da variável dependente que é explicada pela variável independente ou, no caso de regressão múltipla, pelo conjunto de variáveis independentes.

3.7. Revisão dos Principais Trabalhos Publicados

Vikash KUMAR [6] desenvolveu um modelo de predição das propriedades física, metalúrgica e a altas temperaturas do síter pela utilização de duas metodologias estatísticas – Redes Neurais Artificiais e Regressão Linear Múltipla – comparando a eficiência de ambas. Foram desenvolvidas RNA independentes para cada variável, utilizando-se como mecanismo de aprendizagem a metodologia MLP. Os modelos desenvolvidos eram capazes de prever TI, RDI e MPS em função de 11 inputs – sendo 6 de composição química e 5 de processo – obtendo-se uma acurácia de 91%, 79% e 76% para TI, MPS e RDI no modelo em redes neurais, enquanto que para o modelo em regressão, o resultado foi de 72%, 38% e 49%, para as mesmas propriedades, o que comprova a superioridade das RNA para previsão de fenômenos de alta complexidade.

Meng Joo Er [7] desenvolveu uma rede neural híbrida entre Rede Neural Fuzzy (FNN) e Algoritmo Genérico (GA) com o objetivo de prever os componentes correspondentes à qualidade química do síter produto em função dos inputs de matéria prima. A rede utilizou de mecanismos de aprendizagem off e online, onde no primeiro utilizou-se um GA para treinar a rede e construir o modelo de sistema baseado nos dados de treinamento, já para a operação online, os princípios de MLP foram implementados para realizar ajustes nos parâmetros da rede e melhorar o sistema de predição a cada amostra coletada. O modelo construído vem sendo utilizado no processo produtivo de uma planta de sinterização, obtendo-se erros percentuais máximos de 1,17%, 3,71% e 3,49% para TFe, SiO₂ e CaO, respectivamente, o que confirma a alta eficiência do sistema proposto.

P. J. Laitinen [8] utilizou uma rede neural para correlacionar oito variáveis de entrada do processo com 5 variáveis de saída, objetivando-se extrair informações sobre as complexas relações existentes. Para construção do modelo estatístico, utilizou-se uma extensa base de dados histórico do processo coletada ao longo de vários anos. Como principal resultado do trabalho obteve-se uma matriz gráfica correlacionando saídas e entradas únicas, para um range de dados de -3 a 3 desvios padrões. O modelo foi capaz de prever entre 65 e 85% da variabilidade dos outputs, além de mostrar que muitas das relações entre inputs e outputs são não-lineares. Além de permitir a compreensão da interação entre as variáveis no processo de sinterização, o modelo preditivo permite a substituição de uma parcela dos testes realizados pelos valores estimados.

Jialin Wang [9] desenvolveu um modelo para predição do BTP do sinter através de uma FNN e múltiplos algoritmos. Muitos pesquisadores já tentaram modelar o BTP, porém os resultados não apresentavam elevada assertividade. De acordo com o modelo preditivo, a velocidade da máquina de sinter pode ser ajustada, e a temperatura no BTP pode ser prevista. O método proposto no trabalho apresentou boa assertividade na previsão e pode ser utilizado como guia para o controle de BTP em plantas de sinterização.

T. Umadevi [10] desenvolveu uma RNA que utilizou nove variáveis de processo – basicidade, Al_2O_3/SiO_2 , MgO, MnO, FeO, umidade, coque breeze, BTP e velocidade de máquina – com o objetivo de prever o índice de tamboreamento (-6,3 mm) do sinter. As variáveis que se mostraram mais influentes na resistência do sinter foram: Al_2O_3/SiO_2 , basicidade, velocidade de máquina, MgO, MnO e FeO. O índice de tamboreamento foi influenciado pela porosidade do sinter, que foi estimada em função da temperatura de queima e pelo conteúdo de carbono da mistura a sinterizar. O resultado previsto estava em concordância com os dados reais, de modo que o modelo proposto obteve R^2 de 66% durante o teste, com erro percentual absoluto médio de 3,5%. Como resultados complementares o trabalho apresentou correlações gráficas entre entradas e saídas únicas.

4. MATERIAIS E MÉTODOS

Foram coletados dados de um período de 19 meses, totalizando 575 observações, que incluem dados de processo, variáveis químicas e de qualidade referentes ao processo de sinterização. Em seguida, foi realizado um tratamento estatístico nas variáveis, de modo a excluir *outliers* que prejudicam a exatidão e precisão dos modelos e, a partir disso, o conjunto de dados passou a ter 426 amostras, constituindo uma redução de 25%.

No tratamento estatístico, foram definidos limite inferior (LI) e superior (LS) para cada variável coletada, de modo a eliminar possíveis *outliers* do processo. Para tal procedimento, utilizaram-se os seguintes equacionamentos:

$$LI = \bar{x} - 2\theta$$

$$LS = \bar{x} + 2\theta$$

Onde:
 $\bar{x} \rightarrow$ valor médio
 $\theta \rightarrow$ desvio padrão

O banco de dados da sinterização faz o registro e acúmulo de mais de 30 variáveis de processo, de modo que utilizar essa totalidade aumentaria a robustez do modelo sem necessariamente melhorar sua eficiência, de modo que foram selecionadas as 14 principais variáveis que, ao olhar dos especialistas e de trabalhos anteriores, têm maior influência com o processo. As variáveis selecionadas encontram-se dispostas a seguir:

Tabela 2 – Variáveis de Entrada e Saída utilizadas na construção da rede neural.

ENTRADAS	DEFINIÇÃO
FeO (%)	Óxido de ferro na forma de wüstite
T-Fe (%)	Ferro total presente no sinter
SiO ₂ (%)	Óxido de silício presente no sinter
CaO (%)	Óxido de Cálcio presente no sinter
Al ₂ O ₃ (%)	Óxido de Alumínio presente no sinter
MgO (%)	Óxido de Magnésio presente no sinter
Basicidade Binária (CaO/SiO ₂)	Razão entre óxidos de Cálcio e Silício
Velocidade da Esteira (m/min)	Velocidade da Máquina de sinter
V.F.Q (m/min)	Velocidade da Frente de Queima
Camada de Ventilação (JPU)	Medida de Permeabilidade do Leito
BTP (°C)	Temperatura na qual finaliza a queima do sinter
Altura BTP(m)	Posição da máquina onde a sinterização se concluiu
Temperatura (°C)	Temperatura do Forno de Ignição
Pressão do Resfriador (mbar)	Pressão associada a taxa com que o sinter é resfriado

SAÍDAS	DEFINIÇÃO
Índice de Degradação (SI)	Resistência do sínter ao choque
Índice de Redutibilidade (RI)	Capacidade do sínter de ser reduzido
Índice de Degradação sob Redução (RDI)	Geração de finos durante a redução no Alto Forno
Tamanho Médio de Partícula (MPS)	Tamanho médio do sínter enviado ao Alto Forno

Na etapa posterior, os dados – já selecionados e filtrados – foram aplicados em uma rede neural pré-definida, a partir da qual foram feitas modificações nos parâmetros de cálculo da rede, objetivando-se o melhor coeficiente de regressão (R^2) possível.

Para cada propriedade avaliada, foram realizados 126 experimentos, dos quais, para cada experimento, foram realizados 100 conjuntos de treinamento, onde cada conjunto do treinamento implica em separar os dados, aleatoriamente, em parcelas de treinamento e teste, na proporção 80/20% respectivamente.

Cada experimento contou com uma configuração diferente da rede, obtida pela combinação dos parâmetros da rede, tais como:

- ❖ Função de ativação da camada oculta;
- ❖ Função de ativação da camada de saída;
- ❖ Parâmetros da função de ativação da camada oculta;
- ❖ Parâmetros da função de ativação da camada de saída;
- ❖ Normalização;
- ❖ Taxa de aprendizagem;
- ❖ Número de épocas de treinamento.

A partir das simulações realizadas, foi desenvolvida uma matriz de correlação, na qual é possível avaliar as principais relações existente entre variáveis de entrada e saída

Como última etapa de metodologia deste trabalho, os resultados foram categorizados com base em três parâmetros – coeficiente de ajuste e erros absolutos médio e máximo – e os experimentos de melhor performance foram selecionados para serem analisados na sessão de Resultados e Discussão. Além disso, para comparação da eficiência da rede com outras metodologias disponíveis, foi criado um modelo preditivo baseado em regressão linear múltipla, utilizando a ferramenta de análise de regressão disponível no Microsoft Excel.

No que tange ao range das variáveis utilizadas, segue abaixo um quadro resumo:

Tabela 3 – Range das variáveis

Variável	Limite Superior	Limite Inferior	Desvio Padrão
FeO	8,53	6,67	0,31
T-Fe	59,80	56,14	0,61
SiO ₂	5,97	5,03	0,16
CaO	9,90	8,74	0,19
Al ₂ O ₃	1,69	0,80	0,15
MgO	1,42	0,64	0,13
Basicidade	1,83	1,56	0,05
Esteira (m/min)	4,73	0,68	0,67
V.F.Q (m/min)	24,32	11,39	2,15
Camada de Ventilação	37,34	19,69	2,94
Ponto de Queima BTP	574,26	17,88	92,73
Altura Ponto Queima BTP	112,88	63,31	8,26
Temperatura	1613,10	631,41	163,62
Pressão	6,29	0,10	1,18
Ind. Degradação	94,65	89,87	0,80
Ind. Redutibilidade	65,85	53,41	2,07
RDI	41,01	24,69	2,72
Tam. Médio de Partícula	31,18	17,16	2,34

Fonte: Própria do autor.

5. RESULTADOS E DISCUSSÃO

5.1. Matriz de Correlação

Como resultado primário da rede desenvolvida, foi possível criar uma matriz de correlação entre as variáveis envolvidas, a partir do qual é possível avaliar quais variáveis apresentam maior ou menor influência e seus resultados foram comparados com informações contidas na literatura e trabalhos anteriores.

Tabela 4 – Matriz de correlação entre as variáveis dispostas no modelo.

	FeO	T-Fe	SiO ₂	CaO	Al ₂ O ₃	MgO	Basic.	Esteira	VFQ	Camada a Vent	Ponto Queima	Altura Ponto Queima	Temp	Pressão	<u>SI</u>	<u>RI</u>	<u>RDI</u>	<u>MPS</u>
FeO	1																	
T-Fe	0,027	1																
SiO ₂	0,172	-0,473	1															
CaO	-0,056	-0,631	0,428	1														
Al ₂ O ₃	-0,074	0,175	-0,001	-0,150	1													
MgO	0,029	-0,333	0,186	0,125	-0,128	1												
Basic.	-0,223	0,012	-0,718	0,317	-0,123	-0,093	1											
Esteira	0,064	0,077	0,038	-0,030	0,173	-0,109	-0,068	1										
VFQ	0,016	0,221	-0,006	-0,074	0,298	-0,223	-0,058	0,591	1									
Camada	0,022	0,069	0,025	-0,064	0,088	-0,127	-0,078	0,498	0,569	1								
Ponto	0,013	-0,076	0,080	0,108	0,263	-0,155	-0,006	0,210	0,044	0,057	1							
Altura	0,044	0,031	0,066	-0,028	-0,038	0,128	-0,093	0,159	0,095	-0,026	-0,071	1						
Temp	0,086	0,061	-0,011	-0,056	0,065	0,025	-0,031	0,787	0,105	0,082	0,249	0,147	1					
Pressão	-0,019	0,490	-0,298	-0,336	0,314	-0,462	0,052	0,143	0,227	0,155	-0,117	-0,026	0,107	1				
<u>SI</u>	-0,197	0,348	-0,165	-0,164	0,300	-0,076	0,046	-0,249	-0,185	-0,230	0,109	0,027	-0,095	0,320	1			
<u>RI</u>	-0,216	-0,159	-0,053	0,067	-0,159	0,197	0,112	-0,083	-0,104	-0,042	-0,094	-0,006	-0,064	-0,143	0,008	1		
<u>RDI</u>	-0,227	0,058	-0,132	-0,177	0,327	-0,059	-0,003	-0,075	-0,067	0,010	0,169	-0,071	-0,077	0,114	0,236	0,092	1	
<u>MPS</u>	-0,105	0,168	-0,011	-0,202	0,379	0,056	-0,151	0,081	0,125	0,064	0,201	0,043	0,056	0,150	0,667	-0,037	0,230	1

Fonte: Própria do Autor.

Utilizando como comparação o trabalho publicado por KUMAR (2017), as correlações encontradas – apesar de fracas individualmente – se mostram, em sua maioria, coerentes com a realidade. Dentre as correlações que apresentam embasamento teórico e técnico, destaca-se a relação positiva encontrada entre Al₂O₃ e RDI, haja vista que a literatura e resultados industriais comprovam que tais variáveis apresentam correlação positiva e diretamente proporcional, em função da formação de hematita secundária e da presença de Al₂O₃ em solução sólida (POSCO, 2015). Em termos práticos, a elevação da alumina provocará um aumento no RDI, sendo este aumento prejudicial para o Alto Forno. Importante destacar a correlação negativa encontrada para FeO, CaO e SiO₂ com o RDI, pois, as três encontram embasamento na literatura (CAMPOS, 2017, p. 141). Já para a relação negativa entre MgO e RDI, vários registros indicam que o MgO eleva as

temperaturas de amolecimento e fusão, o que minimiza a degradação durante redução (RDI) do sinter (NAJAR, 1981, p. 20).

A relação existente entre os óxidos, CaO, SiO₂ e Al₂O₃ com o SI também se mostrou inconsistente com a realidade, haja vista que a literatura e resultados industriais atestam que existe correlação positiva entre SI com o volume de escória (denominado pela soma percentual dos três óxidos citados), em função da formação da matriz de cálcio-ferritas, estruturas estas fundamentais à gênese de um sinter de alta resistência. Em contrapartida, comparando o SI com variáveis operacionais, como velocidade da esteira e VFQ, é possível notar resultados condizentes com práticas operacionais, haja vista que, a elevação destas variáveis de entrada tende a reduzir o tempo útil para a formação do sinter, afetando assim sua resistência mecânica de forma negativa.

Avaliando-se a relação entre T-Fe e FeO com o Índice de Degradação, os valores encontrados são comparáveis aos resultados publicados por KUMAR (2017) e com práticas industriais, todavia, tais correlações não apresentam fundamentação teórica na literatura.

No que tange à Altura do Ponto de Queima e Temperatura no BTP a relação encontrada, apesar de fraca, se mostrou coerente com resultados práticos, apresentando correlação positiva para SI, MPS e RI, e negativo para o RDI do sinter, haja vista que, um maior valor de altura de BTP representa, em termos práticos, maior tempo de formação do sinter, o que é benéfico para a gênese das estruturas que conferem resistência e redutibilidade ao sinter, reduzindo a geração de finos durante a redução. A baixa correlação encontrada pode ser explicada pela sua maior correlação com variáveis operacionais, tais como: produtividade da máquina e consumo energético do processo.

Para o MPS, com relação às variáveis químicas do sinter, a rede apresentou correlação similar ao que fora encontrado para o SI, o que era esperado, haja vista que há uma alta correlação entre as duas propriedades. Com relação às variáveis de processo, somente para a correlação entre MPS e Camada de ventilação (permeabilidade da máquina) apresentou resultados satisfatórios, o que era de se esperar, haja vista que uma boa permeabilidade de máquina é benéfica para as propriedades físicas do sinter. Uma maior correlação poderia ser atingida pela implementação de novas variáveis, tais como: granulometria e umidade da mistura a sinterizar, quantidade de cal utilizada, grau de porosidade, índice de granulação e permeabilidade da mistura.

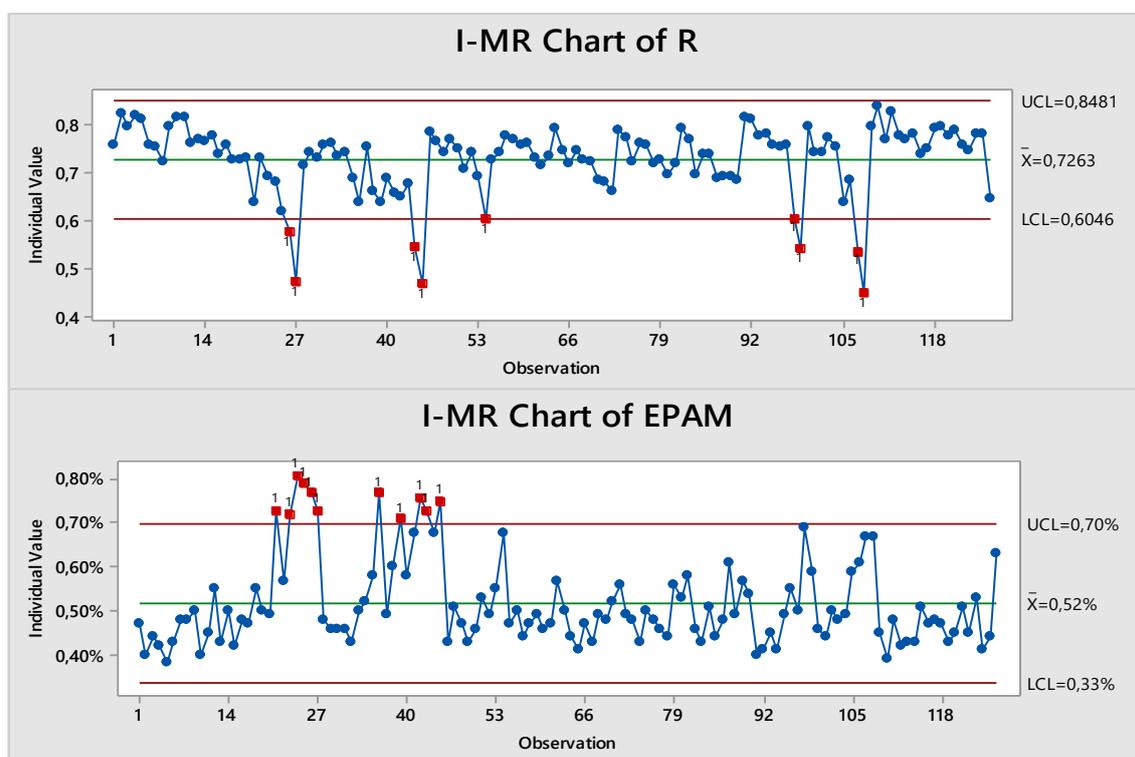
Em resumo, para o RDI e RI, a matriz apresentou, comparativamente, correlações mais fracas em relação ao SI e MPS, o que era esperado, tendo em vista que os índices de caráter físicos eram medidos em frequência seis vezes maior que os de cunho metalúrgico, tornando os resultados mais suscetíveis a flutuações, o que aumenta o erro associado ao modelo e diminui sua eficiência em achar coeficientes de ajuste aceitáveis.

5.2. Rede Neural Artificial

Para o sistema desenvolvido em redes neurais, foram selecionadas as simulações cujos resultados se mostraram mais promissores, tomando-se como premissa de eficiência do modelo o coeficiente de regressão (R^2), erro percentual absoluto médio (EPAM) e erro percentual máximo (EPM).

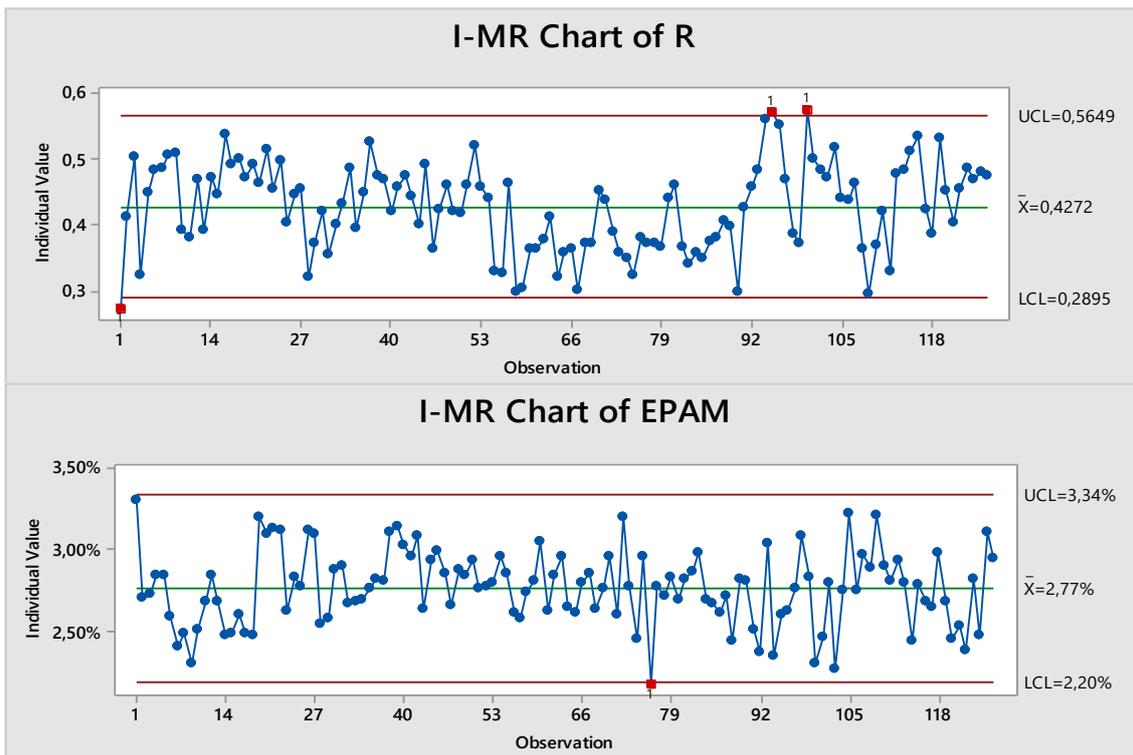
As figuras 11 a 14 contém as cartas de controle encontradas para o R de cada variável analisada – totalizando 126 amostras por distribuição –, enquanto que a tabela 4 apresenta um sumário com os principais resultados obtidos, extraídos das cartas de controle, os quais serão discutidos posteriormente através de gráficos comparativos, entre o resultado esperado (valor alvo) da propriedade e o resultado simulado (valor estimado) pela RNA. As cartas de controle dispostas a seguir foram obtidas com o auxílio do software Minitab.

Figura 11 – Carta de Controle de R e EPAM para o SI.



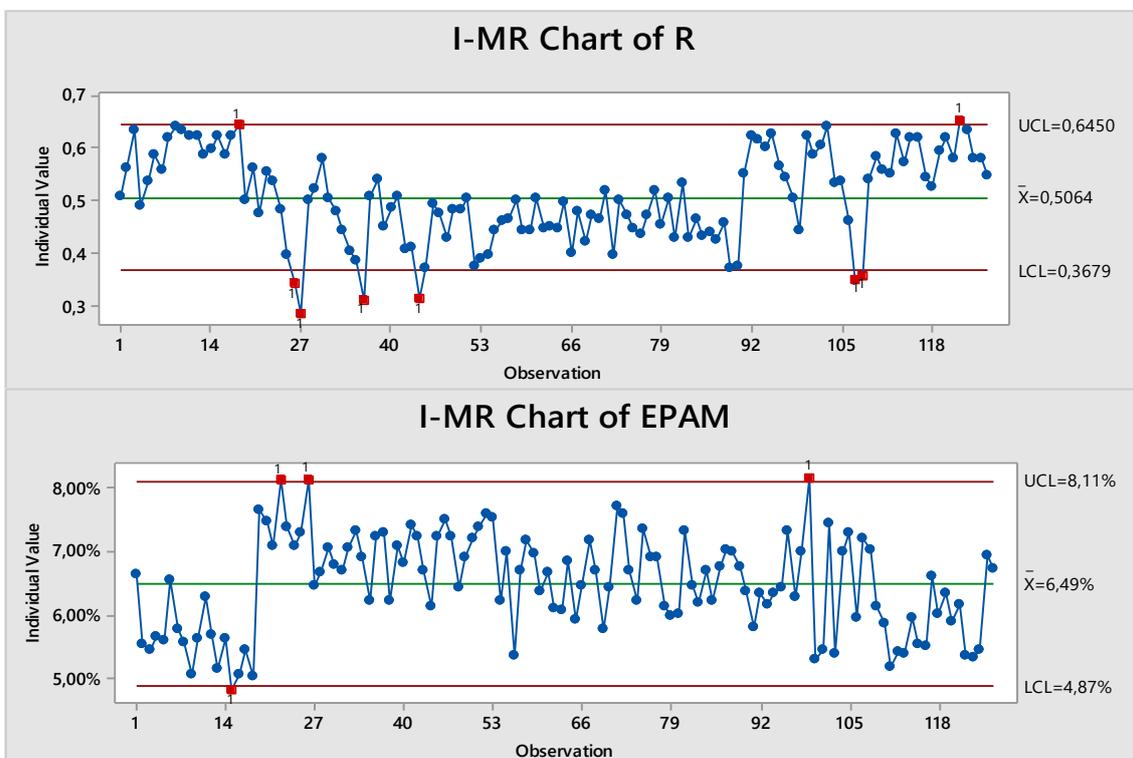
Fonte: Própria do autor.

Figura 12 – Carta de Controle de R e EPAM para o RI.



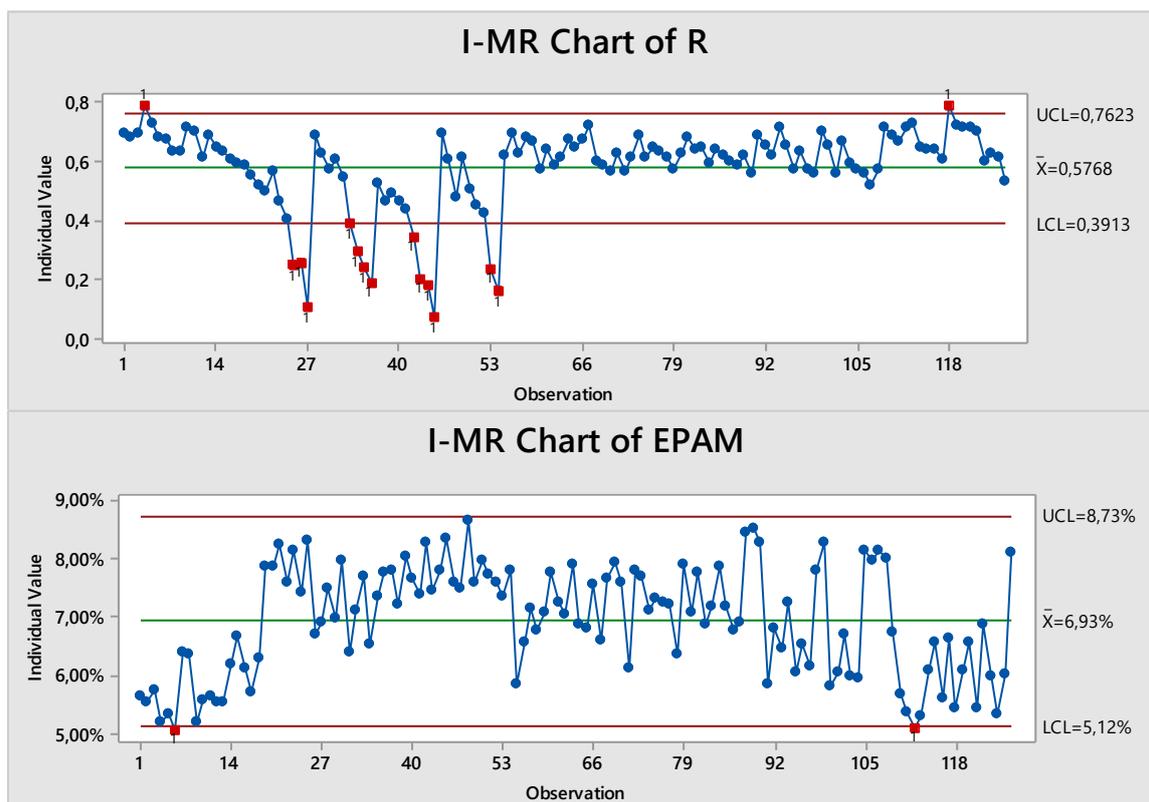
Fonte: Própria do autor.

Figura 13 – Carta de Controle de R e EPAM para o RDI



Fonte: Própria do autor.

Figura 14 – Carta de Controle de R e EPAM para o MPS



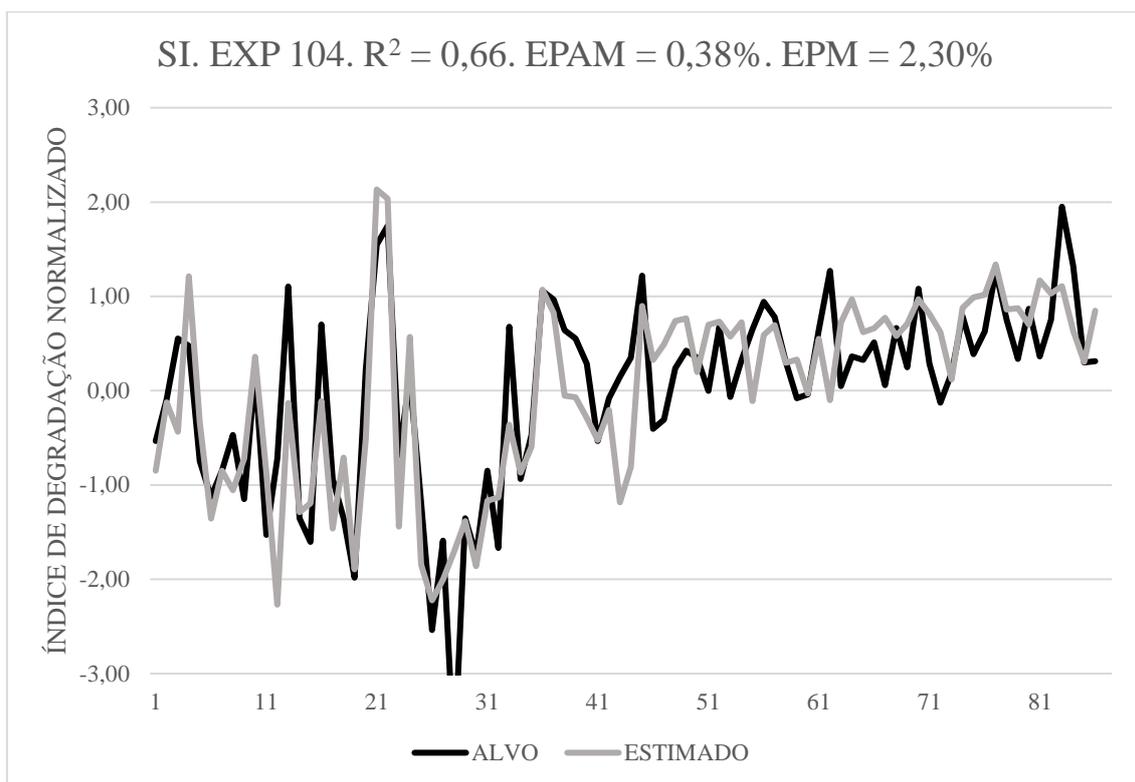
Fonte: Própria do autor.

Tabela 5 – EPAM, R e EPM para as melhores simulações obtidas.

Propriedade	EXP	EPAM (%)	R ²	EPM (%)	Propriedade	EXP	EPAM (%)	R ²	EPM (%)
SI	104	0,38	0,66	2,30	RDI	114	4,79	0,39	14,58
SI	209	0,39	0,71	1,38	RDI	215	5,56	0,39	16,80
RI	175	2,18	0,15	5,95	MPS	103	5,18	0,62	19,62
RI	199	2,32	0,33	7,34	MPS	211	5,13	0,50	13,42

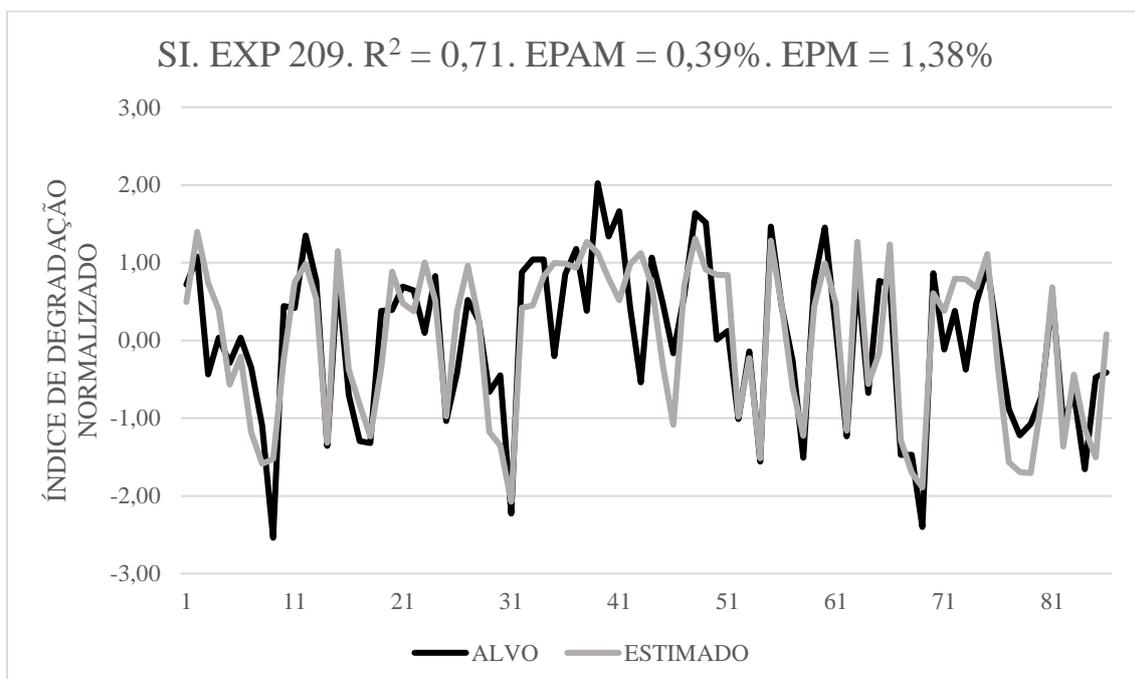
Fonte: Própria do Autor.

Figura 15 – Experimento 104, Índice de Degradação.



Fonte: Própria do Autor.

Figura 16 – Experimento 209, Índice de Degradação.

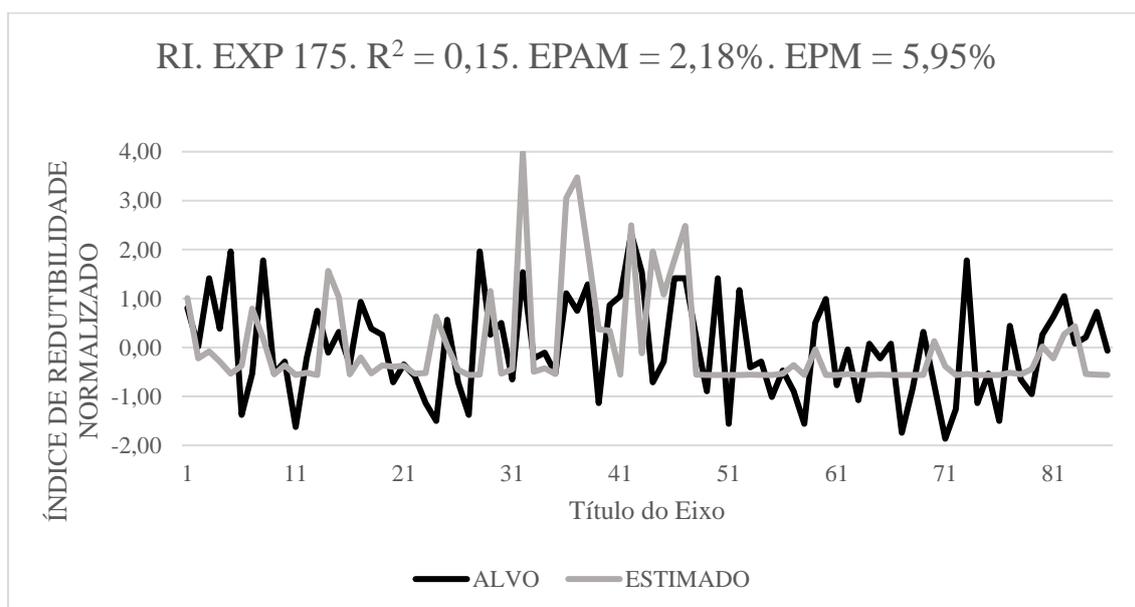


Fonte: Própria do Autor.

Analisando os resultados acima apresentados para o Índice de Degradação, nota-se que o experimento que obteve o melhor erro percentual absoluto médio não coincidiu com o de melhor coeficiente de regressão, o que pode ser explicado pela presença de valores com maior variabilidade para o experimento 104, o que propicia a diminuição do valor esperado para seu R^2 . Em contrapartida, o experimento 209, apesar de apresentar melhor R^2 , obteve um EPAM 0,01% superior ao encontrado no experimento 109, todavia isso pode ser explicado pelo maior valor alvo médio encontrado (o que não pode ser atestado no gráfico em função da normalização dos dados) para o experimento 209, aumentando assim o EPAM esperado.

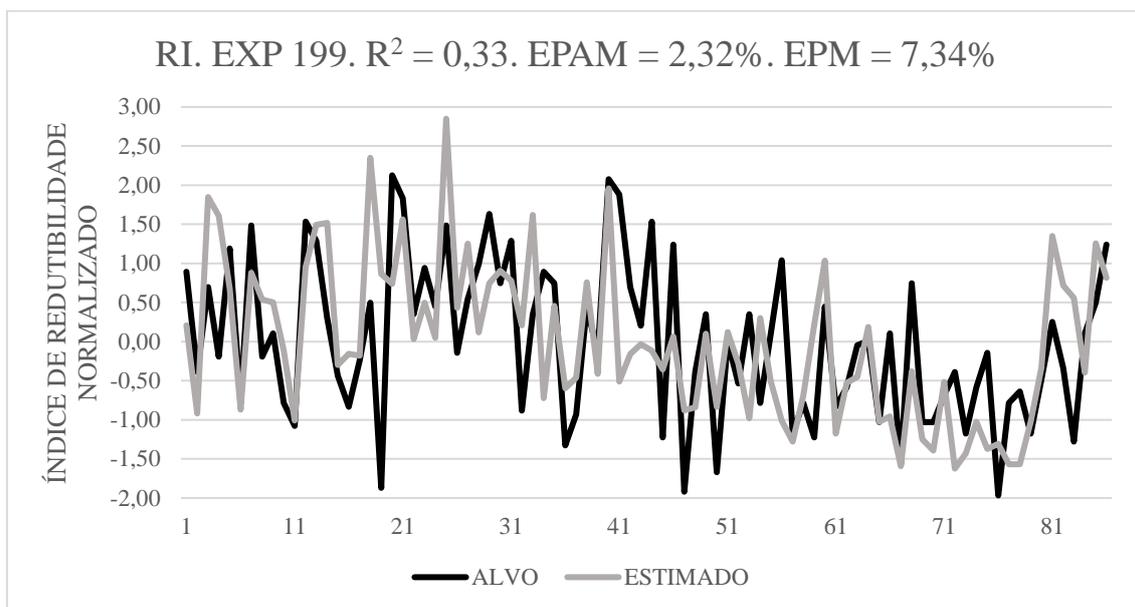
É possível ainda notar, através da tabela 4, que dentre as quatro propriedades analisadas, o SI foi o que apresentou melhores resultados, o que comprova resultados obtidos em trabalhos anteriores como o de KUMAR (2016) que das propriedades previstas, a de maior R encontrado fora o índice de degradação do sínter, equivalente ao SI, com R de 91%, comprovando assim que o índice de degradação – ou resistência do sínter – está diretamente ligado à sua composição química (com foco para o volume de escória e teor de ferro metálico) e aos parâmetros operacionais (priorizando a velocidade da esteira) da máquina. Deste modo, é possível afirmar que o modelo para a propriedade 1 tem boa acurácia e pode ser utilizado a nível industrial, podendo ainda ter seus resultados melhorado com o aperfeiçoamento das práticas de amostragem.

Figura 17 – Experimento 175, Índice de Redutibilidade.



Fonte: Própria do Autor.

Figura 18 – Experimento 199, Índice de Redutibilidade.

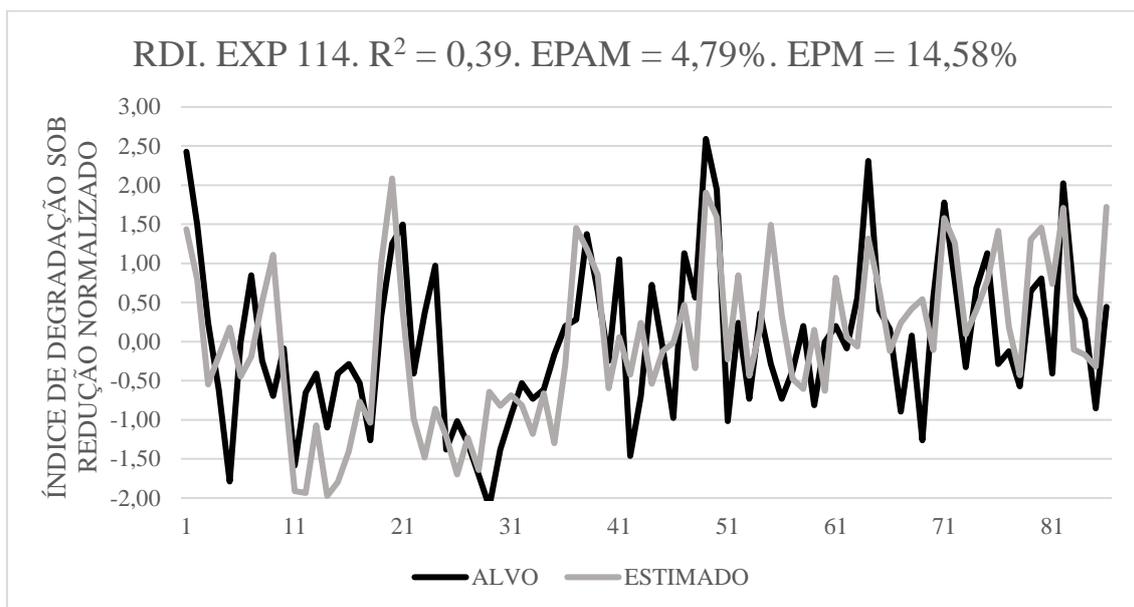


Fonte: Própria do Autor.

Para o Índice de Redutibilidade do sínter (RI), os resultados se mostraram insatisfatórios, o que pode ser explicado por uma série de razões. No que tange à amostragem, em contraste às propriedades 1 e 4, que possuem frequência de seis resultados diários, é obtido apenas um resultado de RI por dia, o que torna o resultado mais suscetível a flutuações, podendo afetar de forma negativa sua correlação com as médias diárias das variáveis químicas e de processo.

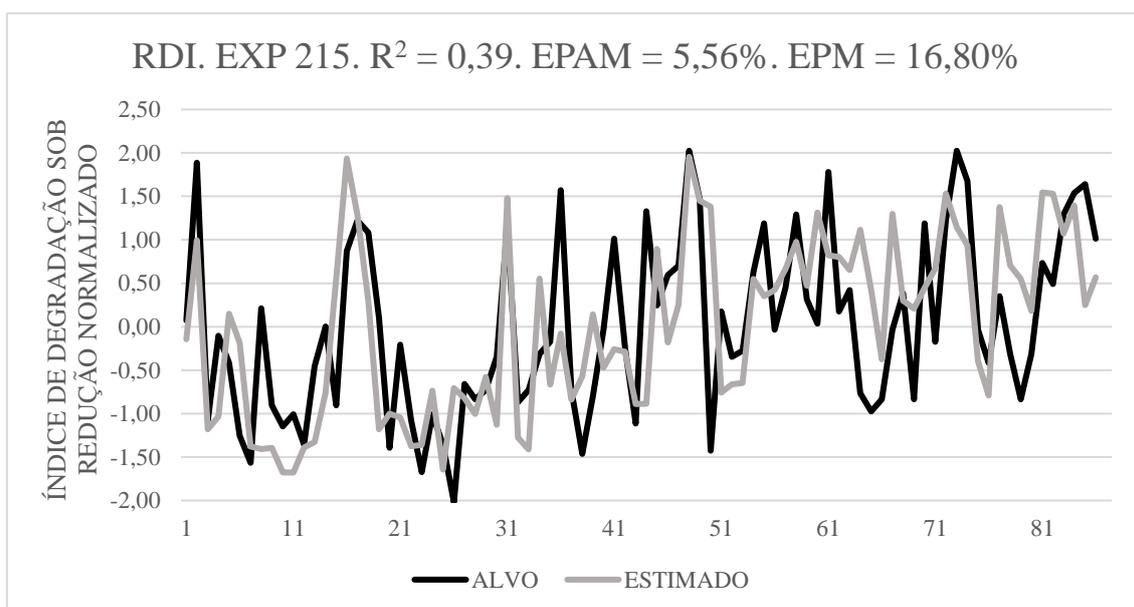
Em relação ao processo propriamente dito, dentre as propriedades avaliadas, o RI é a que apresenta maior dificuldade de compreensão e correlação com as variáveis de entrada do modelo, haja vista que, segundo Najjar (1981), fatores como as morfologias e fases dos minérios consumidos, granulometria das matérias primas e grau de porosidade do sínter, possuem relação direta com seu grau de redutibilidade, reduzindo assim a possibilidade de uma boa correlação estatística com as variáveis utilizadas.

Figura 19 – Experimento 114, Índice de Degradação sob Redução.



Fonte: Própria do Autor.

Figura 20 – Experimento 215, Índice de Degradação sob Redução.



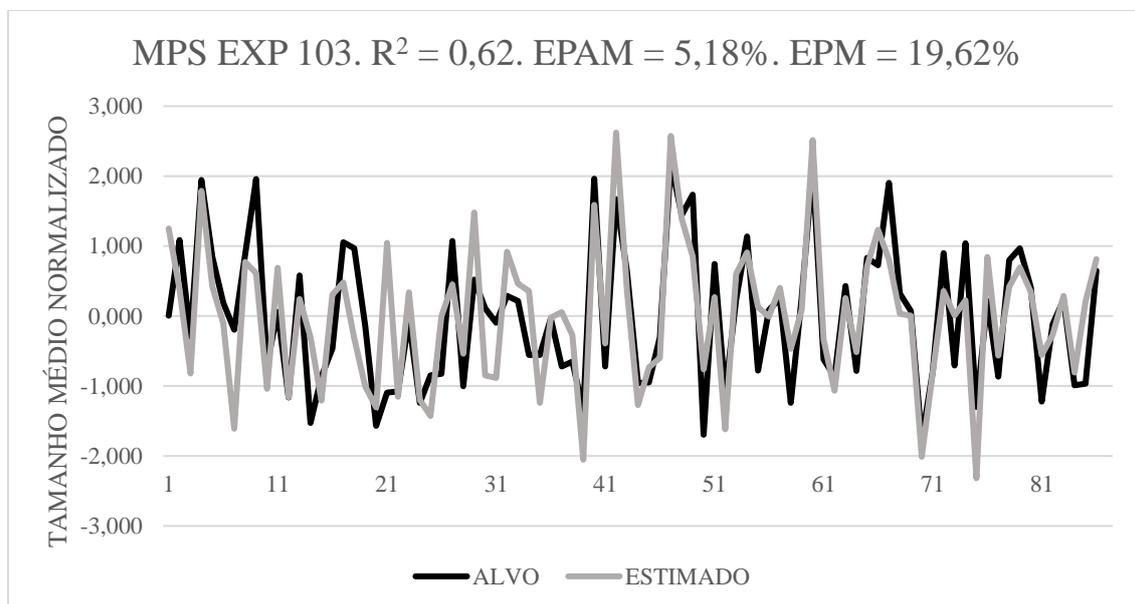
Fonte: Própria do Autor.

Similar ao RI, o RDI, apresenta a mesma problemática no que tange à frequência de amostragem, dificultando assim a obtenção de uma forte correlação com as variáveis químicas e de processo.

Para o RDI, os resultados são ligeiramente melhores aos do RI. Isto pode ser explicado através da forte correlação entre RDI e parâmetros de qualidade química (em especial o Al_2O_3 e o FeO), porém, os resultados ainda possuem alta variabilidade, o que

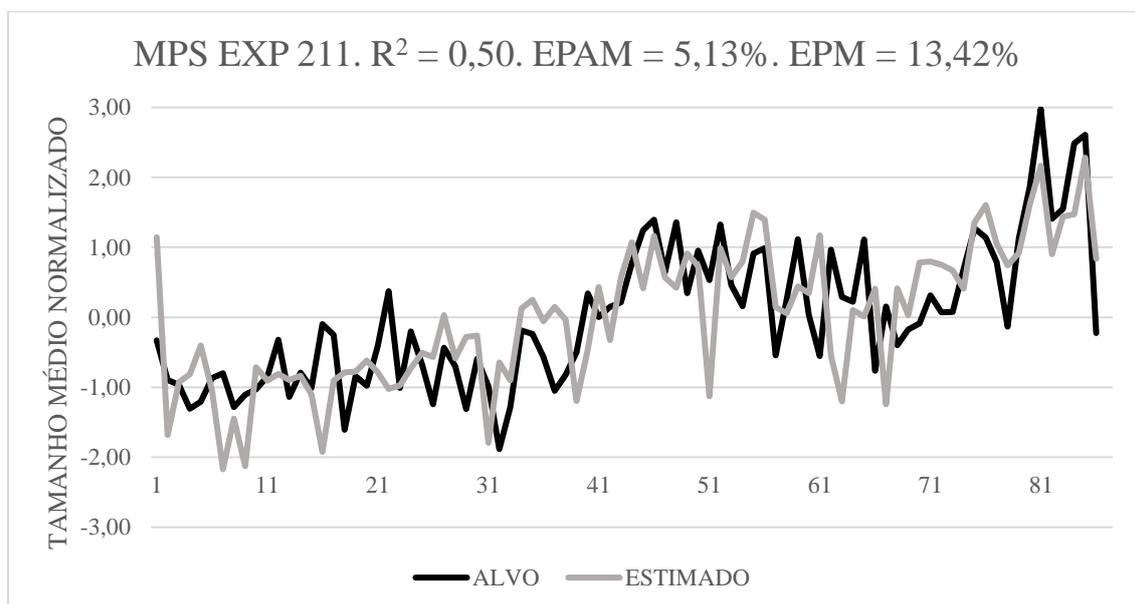
dificulta consideravelmente a possibilidade de sua aplicação em escala indústria, servindo apenas como um guia de tendência da variável.

Figura 21 – Experimento 103, Tamanho Médio de Partícula.



Fonte: Própria do Autor.

Figura 22 – Experimento 211, Tamanho Médio de Partícula.



Fonte: Própria do Autor.

Para a quarta propriedade, o MPS, foi obtido um resultado intermediário que, se por um lado, inviabiliza sua utilização a nível industrial para tomada de decisão, por outro, pode ser utilizado como um guia de tendência sobre o comportamento do tamanho médio do sínter, haja vista que o modelo consegue detectar tendências de aumento – ou de queda

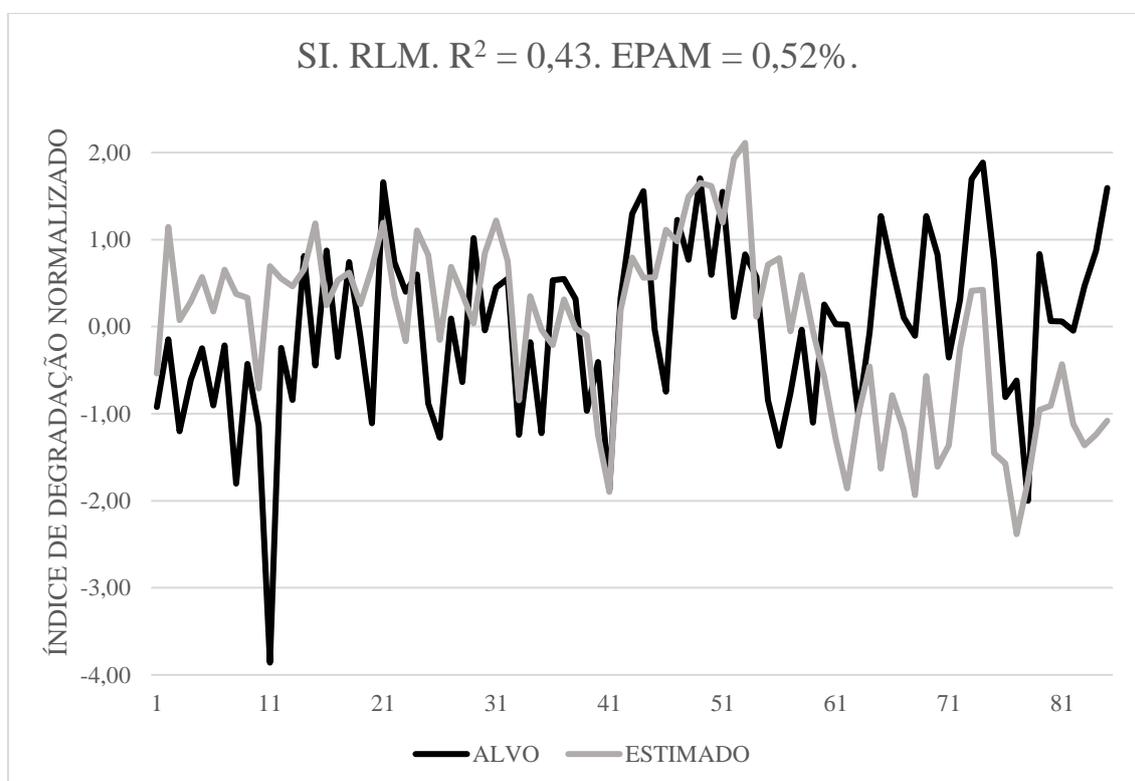
– do tamanho médio, todavia, não obtém, em média, valores tão próximos dos reais, apresentando um EPAM de 5,18 e 5,13% (figuras 12 e 13, respectivamente).

Como fora falado na sessão sobre a matriz de correlação, variáveis como a morfologia e as fases do minério, grau de porosidade e umidade impactam diretamente sobre o MPS, de modo que, a não consideração de tais variáveis interferem na capacidade preditiva do modelo. Similar ao trabalho de KUMAR (2016) o modelo preditivo apresentou desempenho inferior ao índice de degradação do sínter, porém, se comportou melhor em relação aos índices de cunho metalúrgico, o que também pode ser reforçado pelo fato de apresentar uma frequência de amostragem de seis vezes ao dia.

Uma vez que os modelos estão diretamente associados à qualidade da amostragem dos dados utilizados, melhorar o procedimento de amostragem, através da elevação do número de incrementos por amostra, reduzindo seu desvio padrão, tem implicações positivas para as correlações entre as variáveis analisadas, em especial para as variáveis de cunho metalúrgico, as quais apresentaram resultados mais baixos de correlação.

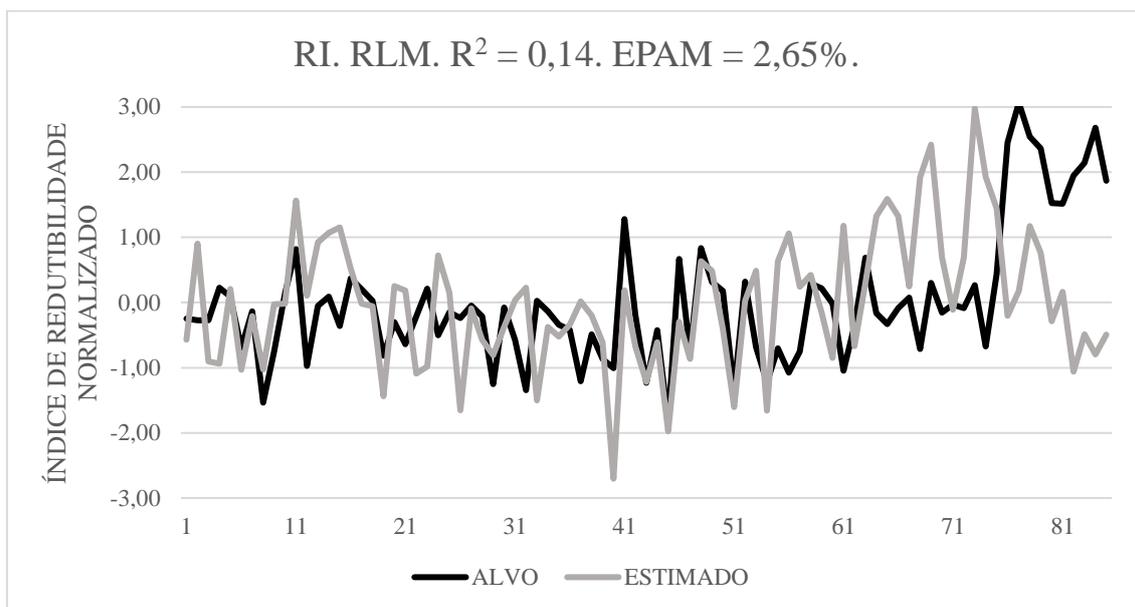
5.3. Regressão Linear Múltipla

Figura 23 – Gráfico comparativo entre Valor Alvo e Valor estimado para SI.



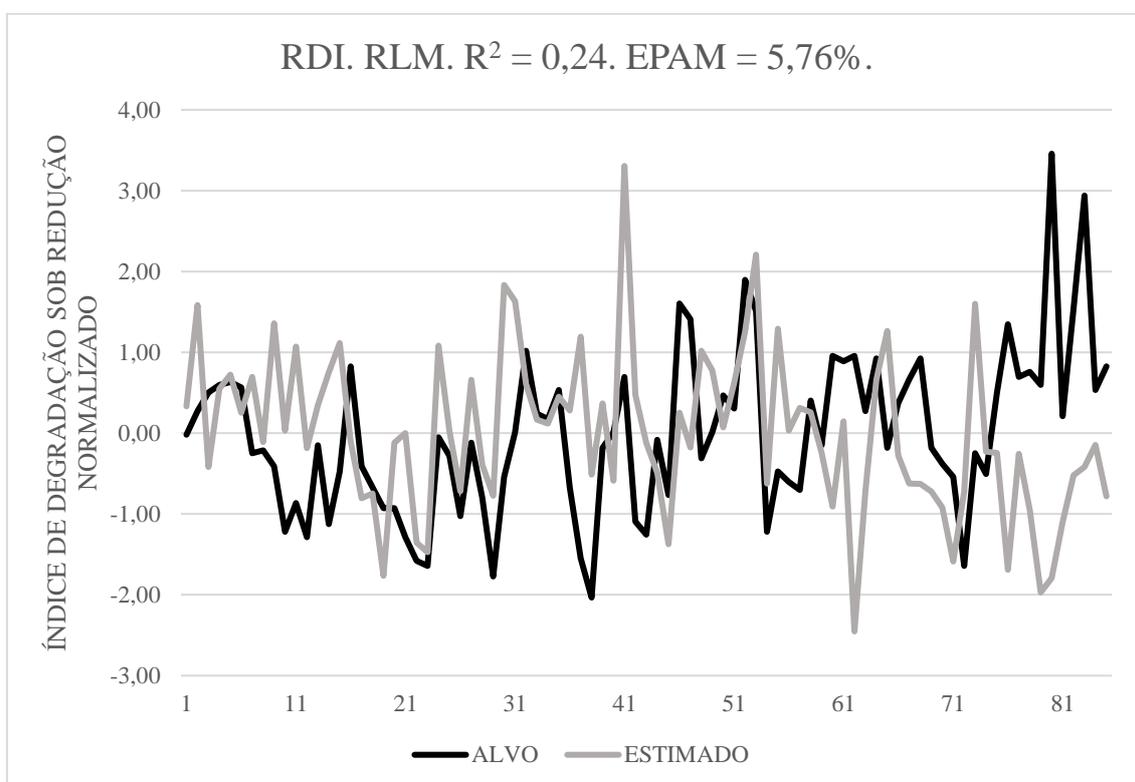
Fonte: Própria do Autor.

Figura 24 – Gráfico comparativo entre Valor Alvo e Valor estimado para RI.



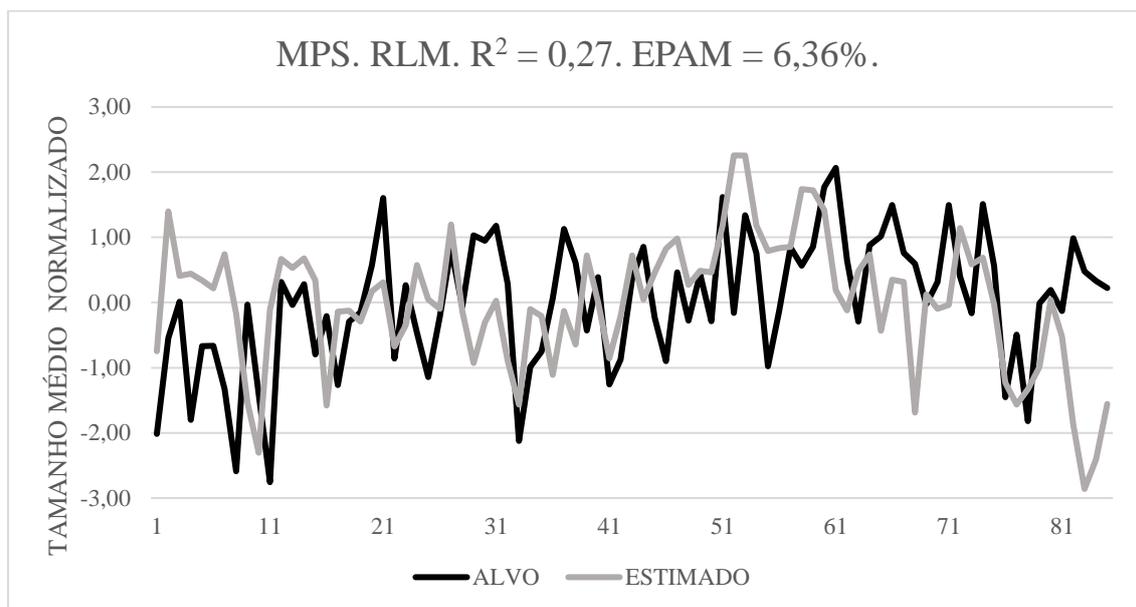
Fonte: Própria do Autor.

Figura 25 – Gráfico comparativo entre Valor Alvo e Valor estimado para RDI.



Fonte: Própria do Autor.

Figura 26 – Gráfico comparativo entre Valor Alvo e Valor estimado para MPS.



Fonte: Própria do Autor.

Comparando os resultados encontrados para os modelos baseados em RLM e RNA, encontramos resultados similares, onde podemos perceber que, dentre as quatro propriedades avaliadas, as que obtiveram os melhores resultados foram, respectivamente, SI, MPS, RI e RDI, confirmando assim a tendência encontrada pelas simulações realizadas em RNA e, portanto, possibilitando a utilização dos modelos para o SI em escala industrial, já os demais poderiam ser utilizados como guias de tendência. Vale destacar que, para todas as propriedades analisadas, as quais, utilizaram a mesma base de dados, a metodologia baseada em redes neurais apresentou o melhor desempenho (ver tabela 5), constatando o poder de tal ferramenta em analisar fenômenos complexos e não-lineares. Vale ressaltar que, o desempenho de ambas as técnicas está diretamente associado à representatividade dos dados coletados, desse modo, a melhoria dos métodos de amostragem tem o potencial de elevar consideravelmente seu desempenho.

Tabela 6 – Comparativo entre resultados de R e EPAM para RNA e RLM.

Propriedade	R ² (%)			EPAM (%)		
	RNA	RLM	RNA - RLM	RNA	RLM	RNA - RLM
SI	71	43	28	0,39	0,52	-0,13
RI	33	14	19	2,32	2,65	-0,33
RDI	39	24	15	4,79	5,76	-0,97
MPS	62	27	35	5,18	6,36	-1,18

Fonte: Própria do Autor.

6. CONCLUSÃO

- A utilização de Redes Neurais para previsão de propriedades físicas e metalúrgicas do sínter apresentou-se satisfatória para a propriedade associada à resistência mecânica do sínter, o SI, podendo assim ser utilizada a nível industrial, com base nos dados utilizados;
- Para as demais variáveis de saída, MPS, RI e RDI, o modelo não apresentou resultados satisfatórios, para a base de dados utilizada, em função da complexidade do processo, inconsistência das variáveis utilizadas e do procedimento de amostragem, que utiliza apenas um incremento por amostra, sendo assim, para tais variáveis o modelo não é recomendado para uso industrial, servindo, em última instância, como guia de tendência;
- Comparativamente – em termos de R e EPAM – os modelos baseados em RNA apresentaram resultados mais eficientes que os baseados em RLM, o que era esperado, tendo em vista a capacidade das RNA em estimar propriedades associadas a processos complexos e não lineares;
- Como forma de melhorar a eficiência e capacidade preditiva do modelo, devem ser feitos ajustes no procedimento de amostragem – como a elevação no número de incrementos – de modo a tornar a amostra mais representativa seguindo a norma ISO 3082, que estabelece um número mínimo de 25 incrementos por amostra de sínter;
- Priorizando as saídas de cunho metalúrgico, RI e RDI, tendo em vista que é realizada apenas uma amostragem por dia – em função da longa duração e custo do ensaio – poderiam ser realizados incrementos, ao longo do dia, para compor tal amostra, de modo a melhorar sua correlação com as médias diárias do processo;
- Para trabalhos futuros, sugere-se o estudo de tais metodologias para escalas menores de tempo de processo e a implementação de um modelo otimizador, correlacionando as variáveis de entrada e saída com parâmetros de custo, possibilitando assim, a criação de um sistema que permita rápidas tomadas de decisão sem, contudo, perder competitividade financeira.

7. REFERÊNCIAS

- [1] NAJAR, F.J; SANTOS, J.F. Curso de Sinterização. USIMINAS, Ipatinga, M.G, Brasil, p. 8-107, 1981.
- [2] STARLING, Ana Rita de Almeida Ribeiro. **Avaliação de metodologias de simulação física do processo de sinterização.**2012. 148 f. Dissertação (Mestrado) - Curso de Engenharia Metalúrgica e de Minas, Escola de Engenharia da UFMG, Belo Horizonte, 2012.
- [3] CAMPOS, Fernando. **Agglomeração de Minérios de Ferro - Módulo Sinterização.** São Paulo: Paul Wurth, 2017. 181 slides, color.
- [4] VERAS, Carlos Vinicius Aladim. **Estudo Comparativo de Técnicas de Redes Neurais Artificiais na Previsão da Velocidade do Vento em Curto Prazo.** 2013. 42 f. TCC (Graduação) - Curso de Engenharia da Computação, Centro Tecnológico, Universidade de Pernambuco, Recife, 2013.
- [5] KUMAR, Dhirendra. **Optimization of blast furnace parameters using artificial neural network.** 2015. 44 f. Dissertação (Mestrado) - Curso de Metallurgical And Materials Engineering, National Institute Of Technology Rourkela, Rourkela, 2015.
- [6] KUMAR, Vikash et al. Prediction of Iron Ore Sinter Properties Using Statistical Technique. **IIM Indian Institute Of Metals.** Índia, 1 ago. 2017. p. 1661-1670.
- [7] ER, Meng Joo; LIAO, Jun; LIN, Jianya. Fuzzy Neural Networks-Based Quality Prediction System for Sintering Process. **IEEE Transactions On Fuzzy Systems. Online.** Jul. 2000. p. 314-324.
- [8] LAITINEN, P. J.; SAXÉN, H. A neural network based model of sinter quality and sinter plant performance indices. **Ironmaking & Steelmaking: Processes, Products and Applications.** Online, p. 109-114. 18 jul. 2013.
- [9] WANG, Jialin et al. BTP Prediction of Sintering Process by Using Multiple Models. **Control And Decision Conference (2014 CCDC).** Changsha, China, p. 4008-4012. 14 jul. 2014.
- [10] UMADEVI, T. et al. Studies on parameters affecting sinter strength and prediction through artificial neural network model. **Mineral Processing And Extractive Metallurgy.** India, p. 32-38. fev. 2016.
- [11] CARVALHO, André Ponce de Leon F. de. **Perceptron Multi-Camadas (MLP).** Disponível em:

<<http://conteudo.icmc.usp.br/pessoas/andre/research/neural/MLP.htm>>. Acesso em: 08 maio 2018.

- [12] ANTUNES, João Paulo de Castro. **Utilização do Modelo de Regressão Linear Múltipla Aplicado na Variabilidade do Preço do Mel nos Municípios de Angra dos Reis e Mangaratiba**. 2009. 63 f. TCC (Graduação) - Curso de Matemática, Departamento de Matemática, Universidade Federal Rural do Rio de Janeiro, Seropédica, 2009.
- [13] POSCO, Ironmaking Research Group. Examination of Optimum sintering condition in CSP. South Korea: Posco, 2015. 27 slides, color.
- [14] LOPES, Marcelino Vieira. **Caracterização de Sínter de Minério de Ferro para Uso em Altos-Fornos a Carvão Vegetal**. 2012. 99 f. Dissertação (Mestrado) - Curso de Engenharia de Materiais, Universidade Federal de Itajubá, Itajubá, 2012.
- [15] FERNANDES, Bruno Jaconias de Andrade Lopes. **Coefficiente de determinação como previsor de desempenho de fundos multimercados**. 2014. 49 f. Dissertação (Mestrado) - Curso de Economia, Insper Instituto de Ensino e Pesquisa, São Paulo, 2012.