



Universidade Federal de Ouro Preto
Instituto de Ciências Exatas e Aplicadas
Departamento de Engenharia de Produção



Trabalho de Conclusão de Curso

A utilização de modelos de regressão multivariada para a predição da duração da campanha dos refratários de uma empresa siderúrgica do estado de Minas Gerais

Dalila Rodrigues Baesso

João Monlevade, MG
2018

Dalila Rodrigues Baesso

A utilização de modelos de regressão multivariada para a predição da duração da campanha dos refratários de uma empresa siderúrgica do estado de Minas Gerais

Trabalho de Conclusão de curso apresentado à Universidade Federal de Ouro Preto como parte dos requisitos para obtenção do título de Bacharel em Engenharia de Produção pelo Instituto de Ciências Exatas e Aplicadas da Universidade Federal de Ouro Preto.

Orientador: Prof. Marco A. Bonelli Junior

**Universidade Federal de Ouro Preto
João Monlevade
2018**

B142u Baesso, Dalila Rodrigues.
A utilização de modelos de regressão multivariada para a predição da duração da campanha dos refratários de uma empresa siderúrgica do estado de Minas Gerais [manuscrito] / Dalila Rodrigues Baesso. - 2018.

34f.: il.: color; grafs; tabs.

Orientador: Prof. Marco Antonio Bonelli Júnior.

Monografia (Graduação). Universidade Federal de Ouro Preto. Instituto de Ciências Exatas e Aplicadas. Departamento de Engenharia de Produção.

1. Engenharia de produção. 2. Administração de produção. 3. Análise multivariada. 4. Análise de regressão. I. Bonelli Júnior, Marco Antonio . II. Universidade Federal de Ouro Preto. III. Título.

CDU: 658.5

Catálogo: ficha@sisbin.ufop.br



ATA DE DEFESA

Aos **19** dias do mês de **julho** de **2018**, às **18:00** horas, na sala **H102** deste instituto, foi realizada a defesa do Trabalho de Conclusão de Curso pela aluna **DALILA RODRIGUES BAESSO**, sendo a comissão examinadora constituída pelos professores: **PROF^a. VIVIANE DA SILVA SERAFIM** e **PROF. MSc. RAFAEL LUCAS MACHADO PINTO**.

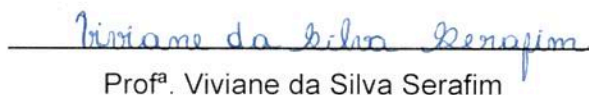
A aluna apresentou o trabalho intitulado: **A UTILIZAÇÃO DE MODELOS DE REGRESSÃO MULTIVARIADA PARA A PREDIÇÃO DA DURAÇÃO DA CAMPANHA DOS REFRAATÓRIOS DE UMA EMPRESA SIDERÚRGICA DO ESTADO DE MINAS GERAIS**. A comissão examinadora deliberou, pela:

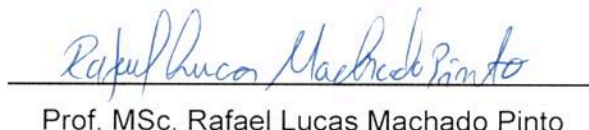
- Aprovação
- Aprovação com Ressalva - Prazo concedido para as correções: _____
- Reprovação com Ressalva - Prazo para marcação da nova banca: _____
- Reprovação

da aluna, com a nota 9,0. Na forma regulamentar e seguindo as determinações da resolução COEP 04/2017 foi lavrada a presente ata que é assinada pelos membros da comissão examinadora e pela aluna.

João Monlevade, 19 de julho de 2018.


Prof. Marco Antônio Bonelli Junior


Prof^a. Viviane da Silva Serafim


Prof. MSc. Rafael Lucas Machado Pinto


Dalila Rodrigues Baesso



ANEXO IX - TERMO DE RESPONSABILIDADE

O texto do trabalho de conclusão de curso intitulado "A UTILIZAÇÃO DE MODELOS DE REGRESSÃO MULTIVARIADA PARA A PREDIÇÃO DA DURAÇÃO DA CAMPANHA DOS REFRAATÓRIOS DE UMA EMPRESA SIDERÚRGICA DO ESTADO DE MINAS GERAIS" é de minha inteira responsabilidade. Declaro que não há utilização indevida de texto, material fotográfico ou qualquer outro material pertencente a terceiros sem o devido referenciamento ou consentimento dos referidos autores.

João Monlevade, 19 de julho de 2018.

Dalila Rodrigues Baesso

Agradecimentos

Agradeço primeiramente a Deus, o Teu amor cobre as minhas fraquezas e a Tua fidelidade é maior do que todos os obstáculos na minha vida.

À minha família, meus pais Josué e Glória e minha irmã Brunna que não mediram esforços em me apoiar.

Agradeço à Universidade Federal de Ouro Preto, por me proporcionar uma experiência acadêmica memorável, que contribuiu para minha formação pessoal e profissional.

Aos professores da Universidade Federal de Ouro Preto, em especial, meu orientador Prof. Marco Antonio Bonelli Junior, pela paciência e por enriquecer esse trabalho com seus conhecimentos.

A Luiz Augusto, pela motivação e carinho.

À República Pink e Thalyck Douglas, pela parceria e amizade.

Aos meus colegas Izabela Carregal, Thiago Santos, Leonardo Siqueira, Viviane Serafim, Jordânia Dias e Kariny Faria pelos momentos vividos.

Muito obrigada!

Resumo

Frente à concorrência do mercado, é imprescindível a redução dos custos de uma organização para a manutenção da sustentabilidade dos processos e a criação de vantagem competitiva. Sabe-se que os materiais refratários são responsáveis por parcela significativa dos custos para a produção do aço e, sendo assim, o objetivo deste trabalho foi compreender a alta variabilidade e a baixa duração da campanha dos refratários que compõem o distribuidor de aço de uma usina siderúrgica situada no estado de Minas Gerais. Outrossim, a inconstância nos valores referentes a vida útil desse equipamento causa incertezas quanto a aquisição de materiais de reparo. Posto que o distribuidor de aço está exposto a inúmeros fatores do processo de lingotamento contínuo em uma aciaria LD, buscou-se entender por meio da revisão de literatura, bem como observações do processo, as variáveis intrínsecas ao equipamento e sua relação com a duração da campanha. Para alcançar o objetivo do estudo, foram utilizados dois métodos de ajuste de modelo por regressão múltipla: *Stepwise* e *Backward Elimination*. Inicialmente, foram inseridos dados referente à 14 variáveis preditoras em função da variável resposta “duração”. Como resultado, foi definido um modelo de predição com 12 variáveis e 97,66% de significância estatística. Por fim, predições utilizando o modelo ajustado foram comparadas à resultados reais obtidos no processo, demonstrando que o modelo possui boa aderência prática.

Palavras-chave: materiais refratários, regressão multivariada, métodos de previsão.

Abstract

In the face of market competition, it is essential to reduce an organization's costs to maintain process sustainability and create competitive advantage. It is known that refractory materials are responsible for a significant portion of the costs for steel production, so the aim of this work was to understand the high variability and the short duration of the refractory campaign that make up the steel distributor of a steel mill located in the state of Minas Gerais. Therefore, the inconstancy in the values regarding the useful life of this equipment causes uncertainties as to the acquisition of repair materials. Since the steel distributor is exposed to many factors of the continuous casting process in an LD mill, it was sought to understand, through literature review and process observation, the variables intrinsic to the equipment and its relation to the duration of the campaign. To achieve the study objective, two methods of adjustment of the multiple regression model were used: Stepwise and Backward Elimination. Initially, data regarding 14 predictor variables were inserted as a function of the variable duration response. After the removal of 2 variables by the Stepwise method and the non-inclusion of the same two factors by the Backward Elimination method, it was observed that the methods converged. As a result, a prediction model with 12 variables and 97.66% of statistical significance was defined. Finally, predictions using the adjusted model were compared to the actual results obtained in the process, demonstrating that the model has good practical adherence.

Keywords: refractory materials, multivariate regression, forecasting methods.

Lista de ilustrações

Figura 1 – Camadas de revestimento do distribuidor	15
Figura 2 – Análise química da escória no distribuidor	18
Figura 3 – Duração da campanha no equipamento 1 (2016 e 2017)	26
Figura 4 – Consumo real e previsto do tijolo refratário de magnésia sinterizada . .	27
Figura 5 – Ajuste da função de predição frente à duração real do refratário	31

Lista de tabelas

Tabela 1 – Grau de correlação entre as variáveis	28
Tabela 2 – Passos do Método <i>Stepwise</i>	29
Tabela 3 – Passos do Método <i>Backward Elimination</i>	30

Sumário

1	INTRODUÇÃO	11
1.1	Objetivos	12
1.1.1	Objetivos gerais	12
1.1.2	Objetivos específicos	12
1.2	Justificativa e relevância do trabalho	12
1.3	Organização do trabalho	13
2	REVISÃO DA LITERATURA	14
2.1	Materiais refratários	14
2.1.1	Materiais refratários utilizados no <i>Tundish</i>	14
2.1.2	Vida útil dos materiais refratários	15
2.1.3	Fatores de desgaste de refratários	16
2.2	Trabalhos correlatos	16
2.2.1	Aspectos do problema	16
2.2.2	Fatores de influência no tempo de vida	17
2.2.3	Métodos de resolução	18
3	FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	20
3.1	Estatística multivariada	20
3.2	Regressão linear múltipla	20
3.2.1	Método <i>Stepwise</i>	21
3.2.2	Método <i>Backward Elimination</i>	22
4	METODOLOGIA	24
4.1	Coleta de dados	24
5	ANÁLISES E DESCRIÇÕES	26
5.1	Significância da correlação entre as variáveis	28
5.2	Ajuste do modelo de predição	28
5.2.1	Método <i>Stepwise</i>	29
5.2.2	Método <i>Backward Elimination</i>	29
5.2.3	Validação do Modelo	30
6	CONSIDERAÇÕES FINAIS	32
	REFERÊNCIAS	33

1 Introdução

A crise de liquidez no sistema financeiro internacional, que tem suas raízes na maior potência global, os Estados Unidos, não atinge somente o lado monetário da economia, mas influi diretamente a economia real. Dentre os setores mais afetados, estão aqueles que possuem ativos e/ou passivos em moeda estrangeira, sobretudo em dólar. Um setor de grande representatividade para a economia brasileira, e que possui em sua estrutura patrimonial uma proporção notável de direitos e obrigações registrados em moeda estrangeira, é o setor de siderurgia (FRANCISCO et al., 2013).

No Brasil, segundo (VIANA, 2017), as quedas recentes da produção e das vendas no setor siderúrgico trouxeram um cenário de crise para a indústria siderúrgica. O setor vive uma de suas piores fases, o que se reflete em um baixo índice de utilização da capacidade. A indústria siderúrgica brasileira só irá atingir a venda do total de aço produzido pelo Brasil em 2028, 15 anos após o pico do consumo registrado em 2013. O uso da capacidade instalada das siderúrgicas brasileiras está em 60%, ante o patamar de 80% que é considerado o ideal.

Mediante tal situação, há uma competitiva dinâmica mundial que estabelece a necessidade de constantes reconsiderações nos processos de gestão a fim de criar vantagens competitivas que promovam a longevidade das organizações. Neste contexto, o sistema de logística empresarial tem se mostrado determinante entre as instituições bem-sucedidas (BULLER, 2012).

Para uma evolução da produtividade dos processos siderúrgicos, não basta apenas um alto investimento em maquinários e novas tecnologias, mas faz-se necessário também um estudo das etapas de produção com discriminação das fases que impactam diretamente nos bons resultados. No caso do trabalho em estudo, é a etapa de transformação do aço líquido em tarugos, o qual está inserido em uma indústria siderúrgica. Nesta fase do processo, existe a utilização de equipamentos denominados distribuidores (*tundishes*), que são trocados e levados à manutenção conforme o desgaste dos materiais refratários que o revestem.

Segundo (ZIMMER et al., 2004), nos últimos anos, boa parcela da redução de custos no refino de aço foi alcançada pelo melhor desempenho dos refratários. Isto salienta a importância da pesquisa nesta área, sabendo que estes representam o terceiro maior gasto no refino do aço.

Sendo assim, faz-se necessário entender o comportamento da duração dos materiais refratários no intuito de diminuir os custos desse setor por meio de um planejamento assertivo. Uma previsão é uma avaliação de eventos futuros. Alterações nas condições, resultantes de concorrência e mudança tecnológica acelerada, exercem pressão sobre a capacidade de uma empresa gerar previsões precisas, é necessário para uma organização

conhecer quais recursos são essenciais para programar suas atividades ao longo do tempo (RITZMAN et al., 2004).

Deste modo, o presente trabalho apresentou os fatores que afetam a vida útil dos refratários dos distribuidores de aço em uma aciaria LD (Processo Linz-Donawitz) situada em uma siderúrgica do estado de Minas Gerais. Foram aplicados dois métodos de ajuste de modelo regressão múltipla: *Stepwise* e *Backward Elimination* embasados no histórico de duração das carcaças e nas principais variáveis do processo, possibilitando estimar a duração de vida útil do permanente. Ressalta-se que na empresa em questão não há um planejamento assertivo quanto a previsão da duração, compra, ou plano de troca de materiais para estes equipamentos, dado que não existem estimativas confiáveis quanto a real duração da campanha dos materiais refratários.

1.1 Objetivos

1.1.1 Objetivos gerais

Por objetivo geral deste trabalho, têm-se a proposta da criação de um modelo de regressão multivariada para a previsão da duração das campanhas dos distribuidores de aço, sendo estas durações pautadas nas variáveis do processo que influenciam a durabilidade dos refratários.

1.1.2 Objetivos específicos

- ✓ Levantar fatores que influenciam a vida útil dos *tundishes*;
- ✓ Analisar o comportamento da duração da campanha dos distribuidores de aço;
- ✓ Realizar o ajuste do modelo de regressão múltipla;
- ✓ Comparar os resultados obtidos pelo modelo de regressão com os dados reais.

1.2 Justificativa e relevância do trabalho

A evolutiva competitividade entre as usinas siderúrgicas e a crise a qual este setor vivencia, conforme citado por (VIANA, 2017), têm motivado os fabricantes a minimizar seus custos em geral. Dessa forma, as usinas iniciaram um momento de maior atenção aos refratários. Há também um grande interesse nessa análise por parte dos fornecedores de refratários, pois seus contratos com as usinas possuem um valor fixo de gasto pela garantia do desempenho do produto, baseado em um número estabelecido de corridas (SAKO; PANDOLFELLI, 2014). Em termos de dispêndio, para (BRAGANCA, 2012), o consumo de refratários representa uma fatia significativa do custo para se produzir o

aço. Recentemente, a produção por ano de aço do Brasil foi em torno de 33 milhões de toneladas, enquanto o consumo anual de refratários foi de 450 mil toneladas. Segundo (LOBATO, 2009), o preço médio de refratário está em torno de US\$ 1.000 por tonelada .

A deficiência na previsibilidade da duração das campanhas gera inúmeras problemáticas, como a falta de assertividade na previsão de compras de materiais para manutenção, a ausência de acurácia nos estoques e o risco de ruptura do processo.

Faz-se necessário, portanto, um entendimento acerca do consumo desses materiais para conduzir o desenvolvimento na assertividade das previsões. (VIANA, 2000) diz que o consumo é a quantidade de material necessária requerida para o atendimento das necessidades de produção, relacionada a determinada unidade de tempo. Já a demanda, é caracterizada pelo autor como a intenção de consumo e tem o objetivo básico de fazer previsões, levando em consideração sua evolução histórica.

A compra de matérias primas, suprimentos e componentes, representa uma parte fundamental nas atividades de uma corporação. As atividades relacionadas as compras envolvem inúmeros aspectos como: seleção de fornecedores, qualificação dos serviços, determinação de prazos de vendas, previsão de preços, serviços e mudanças na demanda. Sabe-se que grande parcela dos recursos obtidos com a venda de produtos é paga a fornecedores por materiais adquiridos. Observa-se que a soma de incertezas que envolvem essas ações é proporcional às chances da obtenção de resultados desfavoráveis, sejam eles financeiros ou quanto ao nível de serviço. Em consequência a tais aspectos, as técnicas de previsão são primordiais para a diminuição dos riscos a fim de se auferir resultados positivos e lucros (OLIVEIRA et al., 2015).

Posto as afirmativas explicitadas, infere-se que realizar uma previsão mais assertiva para a duração das campanhas refratárias tem intrínseca relação com produtividade da empresa. Um progresso nesse aspecto desenvolve inúmeros pontos positivos para a organização, pois pode-se garantir uma consolidação de compras, melhoraria nas negociações, diminuição da chance de rupturas e redução dos itens imobilizados.

1.3 Organização do trabalho

A estrutura deste trabalho está dividida em seis seções. A primeira parte realiza uma introdução acerca do assunto a ser abordado, em que são ressaltados os objetivos, a justificativa e a relevância do estudo. A segunda seção elenca conceitos fundamentais para elucidação do trabalho, apresentando também estudos correlatos sobre o tema. A terceira seção explana sobre os métodos que serão utilizados no desenvolvimento deste trabalho. A quarta seção disserta sobre os aspectos metodológicos e sobre o processo de coleta dos dados. Na quinta seção, são realizadas as análises e descrições. Por fim, na sexta seção é feito um fechamento dos assuntos discorridos no trabalho.

2 Revisão da literatura

2.1 Materiais refratários

O processo de fabricação do aço envolve temperaturas muito elevadas, um pré-requisito para o processo siderúrgico foi o desenvolvimento da cerâmica refratária (ARAÚJO, 2005).

Materiais refratários são cerâmicas que possuem como propriedades primordiais: resistirem à temperaturas elevadas sem entrar em processo de fundição e decomposição; e permanecerem não-reativos e inertes quando colocados em contato direto a ambientes severos. A utilização desses materiais está relacionada diretamente com essas duas características, sendo também importante sua capacidade de proporcionar isolamento térmico (RAAD, 2008).

Segundo (ALMEIDA et al., 2015), diversos tipos de materiais refratários são empregados na indústria siderúrgica no revestimento dos equipamentos da metalurgia de redução, da metalurgia do aço e de processos de laminação.

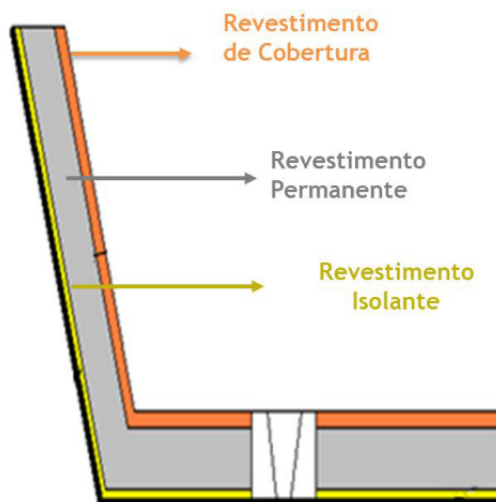
Para (COTTA; RODRIGUES, 2014) escolher o refratário ideal para utilizar depende do mecanismo físico-químico predominante no processo e sua performance dependerá das propriedades das condições as quais serão submetidos.

2.1.1 Materiais refratários utilizados no *Tundish*

Segundo (GALLO et al., 2002), o revestimento refratário de um distribuidor (*tundish*) é composto por três camadas, sendo que, associado à carcaça do distribuidor é aplicado um revestimento isolante no intuito de minimizar a perda de calor, isolando termicamente o interior desse equipamento.

Na extensão dessa camada isolante, aplica-se o revestimento permanente para proteger a carcaça contra possíveis vazamentos de aço que podem vir a ocorrer após desgaste total do revestimento ou por falhas no uso. Normalmente, esse revestimento é composto por tijolos de alta alumina e, por fim, por um revestimento de cobertura, que é composto por materiais básicos (MgO) é colocado para preservar o revestimento permanente. Essa camada final deve possuir elevada resistência à erosão, de modo que resista às corridas do lingotamento sem que contamine o aço (GALLO et al., 2002). A localização das camadas citadas pode ser visualizada pela figura 1.

Figura 1 – Camadas de revestimento do distribuidor



Fonte: (GALLO et al., 2002)

2.1.2 Vida útil dos materiais refratários

A complexidade associada ao consumo e desgaste de materiais refratários constituem uma significativa questão de gestão de processo. Ao passo que os materiais refratários chegam ao término da sua vida útil, eles são substituídos por refratários novos, fabricados a partir de matérias-primas naturais virgens (ALMEIDA et al., 2015).

Para (ALVES, 2016), as análises de performance e da vida útil de materiais refratários são práticas necessárias e vitais para processos produtivos em altas temperaturas. Substancialmente, todas as áreas de uma usina siderúrgica empregam materiais refratários, sendo que os fatores que afetam a vida útil do revestimento refratário podem ter causas diversas, tais como:

- (a) Projeto do equipamento: se refere às características técnicas como, por exemplo: dimensão, capacidade, número de veios e existência ou não de válvulas;
- (b) Montagem: diz respeito ao modo como o trabalho é realizado pelos operadores ao aplicar os revestimentos refratários e as respectivas quantidades adicionadas e se estão conforme ao especificado;
- (c) Condições operacionais: remete aos fatores do processo a que o equipamento é submetido, como temperatura e composição química do aço;
- (d) Qualidade do refratário: diz respeito a matéria-prima a qual o refratário é fabricado, informando se este atende aos requisitos de resistência e durabilidade.

O aumento da duração dos revestimentos refratários têm sido cada vez mais uma preocupação das indústrias siderúrgicas, reduzindo os custos e aumentando a produção

dado o maior uso dos equipamentos. O aumento de duração da vida dos revestimentos refratários pode ser obtido por ação direta sobre os refratários ou indireta sobre a carga de matérias-primas. A qualidade dos refratários usados é possível de ser aperfeiçoada, entretanto, acarreta na elevação dos custos (CARVALHO, 2005).

2.1.3 Fatores de desgaste de refratários

(LEE; ZHANG, 2004), afirma que a corrosão química é geralmente a principal causa de destruição de refratários e, também, a componente mais difícil de ser controlada. Entretanto, existem outros fatores que levam à degradação, gerando tensões no revestimento, como as de origem térmica e mecânica. Os principais mecanismos de desgaste dos refratários são: (a) a corrosão química; (b) a hidratação; (c) a infiltração por aço e escória; (d) a oxidação; (e) a erosão mecânica; (f) o desgaste e o impacto mecânico; (g) as tensões termomecânicas e; por fim, (h) a fadiga termomecânica.

(LEE; ZHANG, 2004) citou como fator de grande relevância a corrosão química, valendo destacar que esta ação ocorre quando há desgaste do refratário pela perda de massa e de espessura na face exposta do revestimento, sendo este fato consequência do ataque químico por um fluido corrosivo (BRAGANCA, 2012).

2.2 Trabalhos correlatos

Nesta sessão, serão apresentados alguns trabalhos que seguiram em sua linha de abordagem estudos que elencam fatores que podem influenciar a duração da vida útil dos materiais refratários em um processo de produção do aço.

2.2.1 Aspectos do problema

No trabalho de (BRAGANCA, 2012) foi realizada uma revisão dos principais tópicos encontrados na literatura a respeito corrosão de refratários. Também foi avaliada a praticabilidade de determinados ensaios. (BRAGANCA, 2012) avaliou o problema da perspectiva do fabricante de refratários, a respeito de quais características devem ser levadas em consideração ao se projetar um tijolo refratário.

Já nos estudos de (COTTA; RODRIGUES, 2014), o objetivo foi realizar um estudo de caso para avaliar os motivos de uma baixa duração da campanha de um tijolo refratário usado no distribuidor de uma usina siderúrgica, através da análise *Post-Mortem*.

No trabalho de (BORGES; SILVA, 2016) o intuito do estudo foi a necessidade de produção de aço com baixo teor de enxofre para a indústria naval e para a indústria de petróleo. A pesquisa obteve este enfoque dado que a fabricação destes aços acarreta um maior desgaste do revestimento refratários das aciarias, devido às condições operacionais mais severas exigidas durante o processamento destes aços.

Nos estudos de (MORAIS et al., 2015) o objetivo era a realização de um projeto multisetorial no intuito de aumentar o número de corridas em um distribuidor, visando o aumento de 70% dos valores médios de corridas em um único distribuidor no lingotamento contínuo de placas. Esta mudança representaria ganhos à organização em torno de 1,2 milhões de dólares por ano.

2.2.2 Fatores de influência no tempo de vida

Para (BRAGANCA, 2012), devido às múltiplas escolhas existentes na confecção de um refratário, determinar qual fator é o mais relevante perante o aumento da resistência à corrosão é uma tarefa complexa. Muitas vezes, mais de um fator é determinante, atuando sinergicamente com outros parâmetros e dependendo de variáveis como temperatura, tempo de contato e atmosfera do processo, que são peculiares a uma determinada usina e a cada tipo de aço produzido.

Para (COTTA; RODRIGUES, 2014), o revestimento permanente não ocorre em camadas pois se trata de um produto com maior condutividade térmica. Devido a essa característica, a exposição à altas temperaturas por um tempo prolongado causa uma sinterização rápida e em toda a extensão do revestimento, podendo danificar a carcaça. Além disso, para (BORGES; SILVA, 2016), a redução da vida dos refratários está diretamente ligada ao alto tempo de tratamento do aço que a rota metalúrgica exige para a realização do refino secundário. A análise de *post-mortem* indica que o fenômeno de desgaste refratário é, em sua maioria, causado por corrosão química.

Nos estudos de (MORAIS et al., 2015), foram utilizadas duas metodologias para estudo: gráfico de pareto e FMEA (Análise dos Modos de Falha e seus Efeitos). A pesquisa teve o objetivo de levantar as maiores causas de uma curta duração da campanha nos distribuidores de aço na Arcelor Mittal Tubarão. Os principais obstáculos encontrados foram:

- Restrições de mix de produção (cenário de vendas);
- Programação não otimizada;
- Não permissão de criação de estoques;
- Restrição de mistura de aço;
- Limitação de vida refratária do distribuidor e componentes;
- Não existência de mecanismo de troca rápida de válvulas submersas em duas das máquinas de lingotamento;
- Obstruções por temperatura, alumina e similares (*clogging*);
- Restrições de ajustes de largura.

Além disso, (MORAIS et al., 2015) cita o fenômeno *spalling*, que se constitui num dano nas faces do material refratário, ocorrendo a formação e propagação de trincas em sua estrutura quando se submete o refratário a períodos maiores de trabalho sob tensão térmica. Existe também a necessidade do cuidado em relação ao desgaste mecânico e químico, principalmente quanto a ação do cálcio e a necessidade de ajuste nos teores de sílica e alumina do refratário de trabalho, quando se aumenta o tempo de exposição do refratário ao aço líquido.

2.2.3 Métodos de resolução

Nos estudos de (BRAGANCA, 2012), foram mostrados os diversos aspectos envolvidos na corrosão de refratários, iniciando-se pelas propriedades microestruturais. Na segunda parte de seu estudo, o autor estudou as propriedades físico-químicas do revestimento refratário, analisando as condições operacionais e propriedade da escória. Ao final, caracterizou-se os refratários comerciais, com uma investigação detalhada na análise *post-mortem* de refratários corroídos.

(COTTA; RODRIGUES, 2014) realizaram um levantamento do histórico da análise química da escória do distribuidor. A Figura 2 mostra a análise química média encontrada neste levantamento.

Figura 2 – Análise química da escória no distribuidor

Escória	
%CaO	19,53
%SiO ₂	28,93
%MgO	11,80
%FeO	4,84
%MnO	30,42
%Al ₂ O ₃	0,37
%P ₂ O ₅	0,18
%Cr ₂ O ₃	0,12
%SO ₂	0,05
%F	1,41
CaO/SiO ₂	0,68
MgOSat	23,35
Tliq	1238,21

Fonte: (BORGES; SILVA, 2016)

Nos estudos de (BORGES; SILVA, 2016) foram realizadas amostras de refratário de uma panela de aço em operação, após o final de sua campanha, sendo estas amostras preparadas e analisadas empregando microscopia óptica e eletrônica para realização da análise de *post-mortem*. Os autores concluíram que ao se reduzir o teor de enxofre, em

conjunto com adições de fluxantes e altos tempos de tratamento (*power on*), a expectativa de vida das panelas na aciaria é reduzida. Portanto, para um melhor desempenho é preciso que a adição de fluxantes que contenham sódio seja realizada cuidadosamente.

Já (MORAIS et al., 2015), devido à abrangência e complexidade do projeto, criaram uma força tarefa para desenvolvê-lo, com profissionais das seguintes áreas: Engenharia Industrial, Planejamento da Produção, Assistência Técnica e Vendas. A pesquisa analisou os mecanismos de desgaste térmicos, mecânicos e químicos dos refratários. Como a intenção do projeto era elevar o tempo de duração das corridas, a implementação ocorreu conforme as seguintes fases: (i) visitas em usinas com corridas de longa duração para realização de *benchmark*; (ii) definição dos tipos de revestimento refratário; (iii) simulação via *software* para a definição da resistência ao ataque químico; (iv) implementação em escala piloto e industrial.

3 Fundamentação teórica

3.1 Estatística multivariada

A análise multivariada de dados refere-se a todos os métodos estatísticos que simultaneamente analisam múltiplas medidas sobre cada indivíduo ou objeto sob investigação (HAIR et al., 2009). Também para (HAIR et al., 2009), de um modo geral, a análise multivariada refere-se a todos os métodos estatísticos que simultaneamente analisam múltiplas medidas sobre cada indivíduo ou objeto sob investigação. Qualquer análise simultânea pode ser considerada uma análise multivariada. Por exemplo, a regressão simples, como variável preditora, é estendida no caso multivariado para incluir várias variáveis predictoras. Do mesmo modo, a variável dependente isolada encontrada na análise de variância é estendida de forma a incluir múltiplas variáveis dependentes em análise multivariada de variância.

3.2 Regressão linear múltipla

Uma análise de regressão constitui uma equação para descrever a relação estatística entre uma ou mais predictoras e a variável de resposta, bem como para prever novas observações. Para (HAIR et al., 2009) a análise de regressão múltipla é uma técnica estatística multivariada que pode ser usada para analisar a relação de causa e efeito entre uma única variável dependente, critério ou explicada, e diversas variáveis independentes, predictoras ou explicativas.

A análise de regressão múltipla tem por objetivo, conforme (FÁVERO; FÁVERO, 2016), estimar o impacto do incremento de cada variável independente – que se traduz no peso de cada variável independente – sobre a respectiva variação da variável dependente. O conjunto dessas variáveis independentes, para (SARMENTO, 2010), forma a variável estatística de regressão, isto é, uma combinação linear das variáveis independentes que melhor explicam a variável dependente. Assim, o modelo que representa a regressão múltipla é dado por:

$$y = \beta_0 + \beta_1x_1 + \beta_2x_2 + \dots + \beta_nx_n + \epsilon \quad (3.1)$$

Em que y é o fenômeno em estudo, β_0 representa o intercepto; $\beta_k \quad \forall k \in N$ são os coeficientes angulares; x_k são as variáveis explicativas; e ϵ é o termo do erro, ou seja, a diferença entre o valor medido e o valor previsto da variável dependente, por meio do modelo para cada observação. O erro ϵ , também chamado de resíduo, representa

possíveis variáveis que não foram inseridas no modelo, mas que também contribuíram para a explicação de y .

São três os tipos principais de análise de regressão múltipla: (i) a regressão múltipla padrão; (ii) a regressão múltipla hierárquica, ou seqüencial e; (iii) a regressão estatística (e.g., *stepwise* ou *setwise*).

Como observado por (TABACHNICK; FIDELL, 2007), estas estratégias analíticas diferem entre si quanto ao que acontece com a variabilidade sobreposta de preditores correlacionados entre si na explicação do critério e, além disso, de quem determina a ordem de entrada dos preditores na equação.

3.2.1 Método *Stepwise*

A regressão *stepwise* geralmente é a estratégia escolhida para uma pesquisa exploratória. Ao utilizar este tipo de regressão, não há uma teoria consistente sobre os fenômenos estudados, existindo um interesse apenas em descrever relações pouco conhecidas entre variáveis (ABBAD; TORRES, 2002). O método possui uma ferramenta automática usada nos estágios exploratórios da construção de modelos para identificar um subconjunto útil de variáveis preditoras. No processo, é adicionada de forma sistemática a variável mais significativa, ou remove-se a variável menos significativa durante cada passo.

A *stepwise* padrão adiciona e remove preditores conforme necessário para cada etapa. O processo termina quando todas as variáveis que não estão no modelo têm valores de *p-value* maiores que o valor de α de inserção especificado, e quando todas as variáveis no modelo têm valores de *p-value* menores ou iguais ao valor de α de remoção especificado.

Se o modelo conter j variáveis, então o cálculo da estatística F para qualquer variável x_r é dado pela seguinte expressão:

$$F = \frac{(SSE_{(j-x_r)} - SSE_j)}{DF_{x_r} * MSE_j} \quad (3.2)$$

Sendo que:

- (a) $SSE_{(j-x_r)}$: Erro SS do modelo sem x_r ;
- (b) SSE_j : O Erro SS do modelo com x_r ;
- (c) MSE_j : O MS Erro do modelo com x_r .

Caso o p-valor para cada variável seja maior do que o inserido no nível de significância, a variável com maior p-valor é excluída e é gerada uma nova equação. No caso das preditoras a serem adicionadas, se o método não puder excluir uma preditora, é calculado o valor de F e um p-valor para cada variável independente que não está na equação. Se o modelo possuir j variáveis, então F para uma preditora x_a é dado pela seguinte expressão:

$$F = \frac{(SSE_j - SSE_{(j+x_a)})}{DF_{x_a} * MSE_{j+x_a}} \quad (3.3)$$

Sendo que:

- (a) SSE_j : Erro SS antes de x_a entrar na equação;
- (b) $SSE(j + x_a)$: Erro SS após a adição x_a ;
- (c) DF_{x_a} : Graus de liberdade de x_a ;
- (d) $MSE(j + x_a)$: MS Erro após x_a entrar na função.

Caso o p-valor atender ao valor de F com menor valor de nível de significância para qualquer preditora, o método inclui a variável com o menor p-valor ao modelo. O método termina quando não é possível inserir nenhuma variável.

3.2.2 Método *Backward Elimination*

Esse método é menos popular, começando com um modelo no qual todas as variáveis candidatas estão inclusas. No entanto, as iterações são realizadas para baixo, em vez de para cima, no intuito de manter sempre um grande valor de R^2 . O problema é que os modelos selecionados por este procedimento podem incluir variáveis que não são realmente necessárias. Em cada etapa, a variável menos significativa é removida, sendo que este processo continua até que não exista nenhuma variável significativa (NCSS, 2018).

(CHAGAS, 2016) afirma que, através de testes “ t ”, todas as variáveis independentes são inseridas no modelo e são comparados os valores com e sem a variável. Caso a variável não forneça aporte ao modelo, ela é retirada.

Para (GUIMARÃES, 2006), as iterações do método *backward* qualificam uma variável preditora como significativa por meio da comparação entre os valores de *p-value* de cada variável, em conjunto com o α definido. Quanto menor o valor de p , mais importante é a variável dentro da equação. Baseado no método de avaliação definido, para valores de p acima de α , H_0 é aceita e a variável é removida do modelo. Então, o método equaciona um modelo que possua todas as variáveis independentes e, em seguida, calcula o valor de p para cada preditora, de modo a realizar comparações entre o maior *p-value* existente e α .

Para (MATOS, 1995) o processo começa ao realizar a regressão completa (contendo todas as n variáveis) e, em cada etapa, elimina-se a variável cuja saída do modelo conduz à regressão reduzida com menor SSE . A eliminação pode ser feita usando a seguinte equação estatística:

$$F_k = \frac{(SSE_{s+1}^k - SSE_s)}{MSE} \quad (3.4)$$

Onde MSE é o erro MS referente a regressão completa e SSE_{s+1} é o SS Erro calculado assim que uma variável entra no modelo. Entretanto, como neste método todas as variáveis são adicionadas de uma vez, não é necessário que se execute a regressão reduzida (sem a variável x_k), quando:

$$SSE_{s+1}^k - SSE_s = t_k^2 * MSE \quad (3.5)$$

Sendo que t_k é a estatística do teste t de *Student*. Em consequência, só é necessário calcular uma regressão em cada etapa, o que torna este processo bastante econômico.

4 Metodologia

Segundo (VIANNA, 2013), a pesquisa científica pode ser classificada quanto à natureza, objetivos, abordagem e seus procedimentos. Existem duas classificações quanto à natureza: básica e aplicada. Quando não apresenta finalidades imediatas e gera conhecimento para outras pesquisas é definida como básica. Por outro lado, quando a pesquisa gera produtos e/ou processos e possui finalidade imediata é classificada como aplicada.

Já quanto aos objetivos estes podem ser classificadas como exploratória, que corresponde a fase preliminar de obtenção de informações sobre determinado assunto, e que orienta objetivos, métodos e formulação das hipóteses, ou descritiva, que têm como objetivo a descrição das características de uma determinada população, fenômeno ou relações entre variáveis. A pesquisa explicativa, preocupa-se em identificar os fatores que determinam ou que contribuem para a ocorrência dos fenômenos. Ou seja, este tipo de pesquisa explica o porquê das coisas através dos resultados oferecidos.

Quanto à abordagem, tem-se as pesquisas qualitativas e quantitativas. A pesquisa qualitativa atenta a aspectos da realidade que não podem ser quantificados, centrando-se na compreensão e explicação da dinâmica das relações sociais. Corresponde ao plano das relações, dos processos e dos fenômenos que não podem ser reduzidos à operacionalização de variáveis. Quanto a pesquisa quantitativa, as amostras são, geralmente, grandes e representativas da população, sendo essa abordagem centrada na objetividade. A pesquisa quantitativa recorre à linguagem matemática para descrever as causas de um fenômeno, as relações entre variáveis, etc. Utilizar concomitantemente a pesquisa qualitativa e quantitativa permite adquirir mais informações do que se poderia conseguir separadamente (GERHARDT; SILVEIRA, 2009).

O presente trabalho, assim, caracteriza-se como uma pesquisa aplicada, exploratória e quantitativa, já que foi realizado um embasamento quanto ao problema, possibilitando a aplicabilidade do plano proposto, além da utilização de dados estatísticos para sua formulação.

4.1 Coleta de dados

Os dados foram exportados através do *software Trace*, o qual possui dados de controle do processo de lingotamento contínuo, setor em que está inserido o equipamento explanado neste trabalho. Os dados são coletados através de medições na área, sendo que o sistema operacional possui interligação ao PLC (*Programmable Logic Controller*) e, quando existem falhas de coleta, os dados são corrigidos de forma manual pelos operadores.

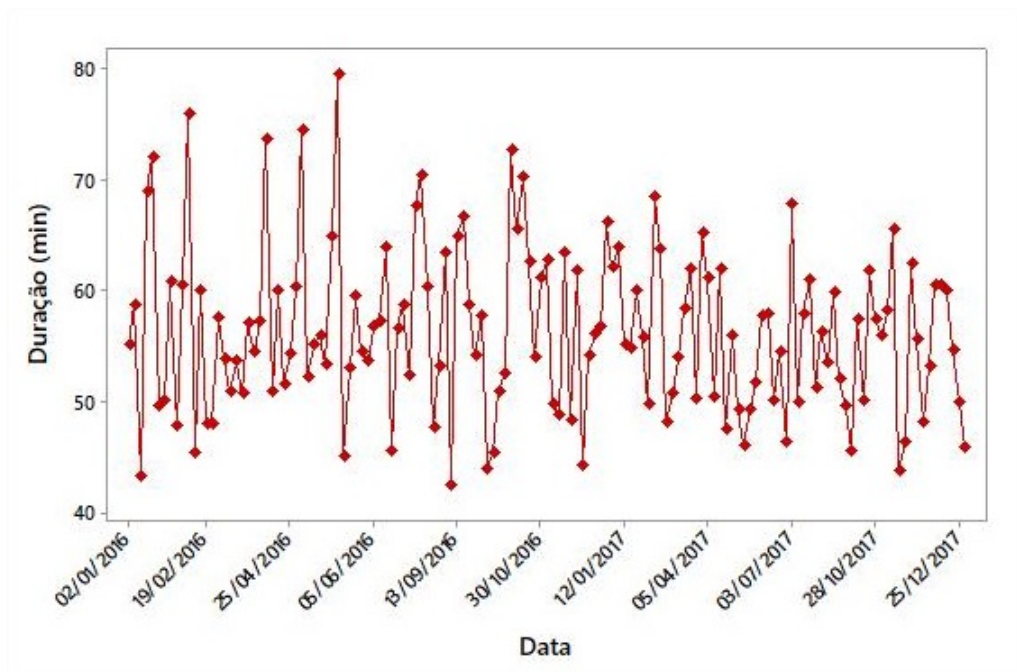
Os dados de duração da campanha e das variáveis selecionadas para a realização desta pesquisa, que serão melhor explanadas na *Seção 5* deste trabalho, foram extraídos

entre os períodos de 01/01/2016 a 31/12/2017. Após coletados os dados, estes foram pós processados, buscando a exclusão de itens com padrões inusitados, *outliers*, dados ausentes ou incoerências. Após o pós-processamento, de 17.107 dados coletados, 63 itens foram excluídos, restando 17.044 informações para a realização da análise proposta.

5 Análises e descrições

A variabilidade existente na duração da campanha dos refratários gera problemas recorrentes na empresa em estudo, principalmente no que tange ao planejamento de compras destes materiais. A figura 3 demonstra a variabilidade citada. Assim, a partir deste ponto, busca-se a identificação de uma função que correlacione as variáveis existentes no processo com o tempo de duração da campanha, fornecendo um novo aporte na tomada de decisão.

Figura 3 – Duração da campanha no equipamento 1 (2016 e 2017)

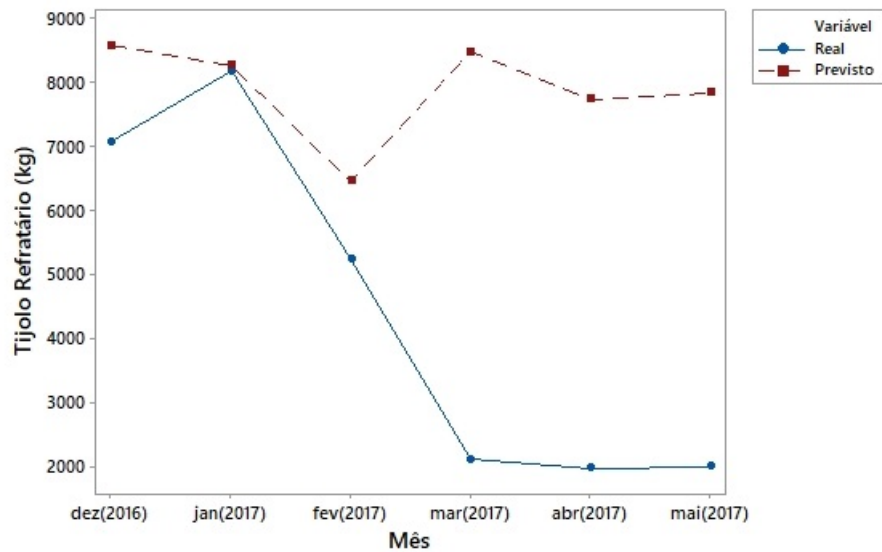


Fonte: O autor (2018)

Como demonstra a figura 3, existe alta variação frente ao tempo de campanha. Em decorrência dessa variabilidade, na empresa em questão, ocorre a problemática de falta de acurácia entre a previsão de compras de materiais e o consumo real, causando custos elevados de aquisição frente a compras emergenciais. A figura 4 demonstra um comparativo entre o consumo real e o previsto de materiais refratários, para o período entre dezembro de 2016 a maio de 2017.

Posto isso, como primeiro passo deste trabalho, pretende-se entender as variáveis intrínsecas ao processo no intuito de relacionar a duração da campanha com os aspectos operacionais. Sendo assim, a variável resposta definida no presente estudo é a “duração da campanha”, estabelecida em minutos. Conforme embasamento teórico, as variáveis do processo de lingotamento contínuo que estão em contato direto com os equipamentos e

Figura 4 – Consumo real e previsto do tijolo refratário de magnésia sinterizada



Fonte: O autor (2018)

que serão testadas como possíveis preditoras são:

- (a) T: Temperatura em graus célcus, foi selecionada pois segundo (LEE; ZHANG, 2004) tensões e fadigas termomecânicas influenciam à duração da vida útil;
- (b) Composição química: C, Mn, Cr, Si, S, P, Cu, Ni, N₂, Mo e Al. Estes elementos foram elencados porque, segundo (BRAGANCA, 2012), a corrosão química gera perda de massa no revestimento, influenciando no tempo de vida;
- (c) Vm: Velocidade média de lingotamento, foi selecionada pois conforme (LEE; ZHANG, 2004), a erosão, impacto e desgaste mecânico podem reduzir a vida útil dos materiais refratários;
- (d) Pr: Produção de tarugo em toneladas, foi eleita em razão do estudo de (CARVALHO, 2005), no qual diz que um aumento na duração da campanha eleva a produtividade da organização.

Com base nos dados coletados e nas variáveis selecionadas, o segundo passo da presente pesquisa baseou-se na seleção dos métodos a serem utilizados para a predição dos valores de duração da campanha. Neste contexto, selecionou-se os métodos *Stepwise* e *Backward Elimination*. A interpretação dos resultados aconteceu em três etapas: (i) avaliação da significância da correlação entre as variáveis; (ii) ajuste do modelo de predição e; (iii) por fim, análise da aderência do modelo.

5.1 Significância da correlação entre as variáveis

O grau de correlação de Pearson (r) mede o grau de correlação linear entre duas variáveis quantitativas e os coeficientes de determinação (R^2 e R^2_{ajustado}) medem o percentual de ajuste do modelo aos dados, na tabela 3 são apresentadas as correlações entre as variáveis candidatas a entrarem no modelo com a variável resposta “duração”.

Tabela 1 – Grau de correlação entre as variáveis

Variável	r	R2	R2(aj)
T	-0,107	70,46%	59,00%
C	0,031	90,29%	75,53%
Mn	0,162	89,38%	73,01%
P	0,091	83,10%	68,29%
S	0,022	80,54%	68,65%
Si	0,273	84,77%	69,48%
Al	-0,137	78,75%	65,20%
Cu	0,041	85,53%	67,32%
Ni	0,064	81,05%	65,78%
Mo	0,008	73,58%	63,72%
N2	-0,025	72,08%	64,98%
Pr	0,979	98,45%	97,93%
Vm	0,025	79,61%	65,18%
Cr	0,186	89,03%	70,83%

Fonte: O autor (2018)

Com base nos valores acima, é possível notar que o maior valor para a correlação de Pearson é 0,979 para a variável “produção”, indicando uma relação linear positiva forte. É válido destacar também que existem variáveis com correlação linear inversa (quando uma aumenta a outra diminui), como é o caso das variáveis “nitrogênio”, “temperatura” e “alumínio”. A variável com maior coeficiente de aderência também é “produção”, ajustando 98,45% (R^2) e 97,93% (R^2_{aj}) dos dados e a variável com menores scores é a “temperatura” que teve aderência de 70,46% (R^2) e 59,00% (R^2_{aj}). Ressalta-se a importância desta análise de correlação entre as variáveis independentes e a dependente “duração”, para que os resultados obtidos pelos métodos *stepwise* e *backward* sejam observados com criticidade.

5.2 Ajuste do modelo de predição

Para a realização do ajuste de modelo de regressão utilizando os métodos *Stepwise* e *Backward Elimination*, os valores de α para entrada e remoção de foram ajustados em 0,05. Valores pequenos de α (entre 0,01 e 0,05) são ajustados a fim de minimizar a chance de rejeitar a hipótese nula quando ela deve ser aceita (erro tipo I).

5.2.1 Método *Stepwise*

Para a realização dos passos de ajuste, foram executadas doze iterações sendo que, a cada iteração, uma nova variável era inserida no modelo de previsão. A ordem de inserção segue os critérios informados na *Seção 3.2.1*. A tabela 2 mostra a variável preditora (independente) inserida em cada iteração, bem como os valores de correlação S , R^2 , $R^2_{ajustado}$ e $R^2_{predito}$.

Tabela 2 – Passos do Método *Stepwise*

Passo	Variável Inserida	S	R^2	R^2_{aj}	R^2_{pred}
1	Produção	31,944	95,84%	95,84%	95,83%
2	Velocidade	26,166	97,21%	97,21%	97,19%
3	SI	25,293	97,39%	97,39%	97,38%
4	C	24,893	97,47%	97,47%	97,46%
5	S	24,653	97,52%	97,52%	97,51%
6	P	24,252	97,60%	97,60%	97,58%
7	CR	24,163	97,62%	97,62%	97,60%
8	Temperatura	24,092	97,64%	97,63%	97,61%
9	MN	24,015	97,65%	97,65%	97,63%
10	CU	23,974	97,66%	97,65%	97,64%
11	AL	23,939	97,67%	97,66%	97,64%
12	MO	23,928	97,67%	97,66%	97,64%

Fonte: O autor (2018)

Através das iterações de inserção, nota-se que o método não realiza a inserção das variáveis preditoras “N2” e “Ni”. É possível observar que, a cada passo, o valor de S diminui, sendo que quanto menor seu valor, melhor o modelo descreve a variável resposta. Relação inversa ocorre com os valores de R^2 , $R^2_{ajustado}$ e $R^2_{predito}$, indicando que o modelo ajusta bem os dados, aprimora a equação e eleva capacidade de predição, respectivamente. A equação 5.1 apresenta a equação encontrada.

$$\begin{aligned}
 D = & -397,8 + 0,301 * T + 42,41 * C - 11,47 * Mn - 523,7 * P \\
 & + 199,1 * S + 30,32 * Si + 198,5 * Al + 14,59 * Cr \\
 & - 100,1 * Cu - 71,7 * Mo + 0,3871 * Pr - 37,22 * Vm \quad (5.1)
 \end{aligned}$$

Destaca-se o valor final de $R^2_{ajustado}$, que indica que o modelo gerado em 5.1 possui 97,66% de ajuste aos dados.

5.2.2 Método *Backward Elimination*

Para a realização dos passos de ajuste, foram executadas três iterações, sendo que, a cada iteração uma nova variável era removida do modelo de previsão. A ordem

de inserção segue os critérios informados na *Seção 3.2.2*. A tabela 3 mostra a variável preditora removida em cada iteração, bem como os valores de correlação S , R^2 , R^2_{ajustado} e R^2_{predito} .

Tabela 3 – Passos do Método *Backward Elimination*

Passos	S	R2	R2(aj)	R2(pred)
1	23,926	97,67%	97,66%	97,64%
2	23,923	97,67%	97,66%	97,65%
3	23,928	97,67%	97,66%	97,64%

Fonte: O autor (2018)

Através das iterações de remoção, nota-se que o método realiza a remoção das variáveis preditoras Ni e $N2$. É possível observar que, a cada passo, o valor de S diminui na segunda iteração e sofre acréscimo na terceira. Ressalta-se que quanto menor seu valor, melhor o modelo descreve a variável resposta. Relação inversa ocorre com os valores de R^2_{predito} , que aumenta da primeira iteração para a segunda, indicando melhora na capacidade de predição. Os valores de R^2 e R^2_{ajustado} se mantêm constantes. A equação 5.2 apresenta a equação encontrada.

$$\begin{aligned}
 D = & -397,8 + 0,301 * T + 42,41 * C - 11,47 * Mn - 523,7 * P \\
 & + 199,1 * S + 30,32 * Si + 198,5 * Al + 14,59 * Cr \\
 & - 100,1 * Cu - 71,7 * Mo + 0,3871 * Pr - 37,22 * Vm \quad (5.2)
 \end{aligned}$$

De modo semelhante ao ajuste realizado pelo método *stepwise*, o coeficiente final de aderência (R^2_{ajustado}) do modelo mostrado em 5.2 foi elevado e tem 97,66% de ajuste.

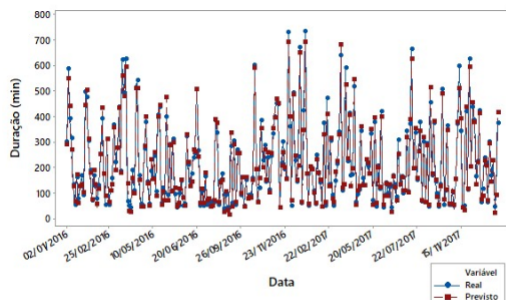
5.2.3 Validação do Modelo

Com o propósito de legitimar o modelo proposto em 5.1 e 5.2, foram realizados os cálculos de previsão inserindo os valores originais do processo na equação de predição. A figura 5 apresenta os gráficos comparativos entre a duração da campanha real e a prevista.

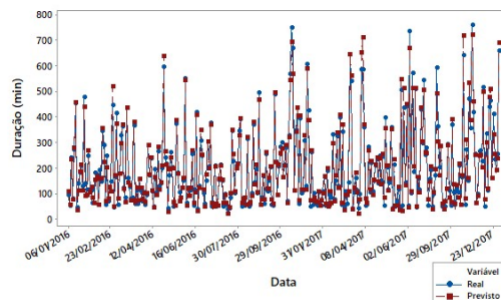
Nas figuras 5[a] e 5[b] estão representados os comparativos para o período de janeiro de 2016 a dezembro de 2017 para os distribuidor n°1 e n°2, respectivamente. É possível analisar que os valores previstos tiveram alta aderência com os valores reais, mesmo para equipamentos diferentes, reafirmando que o modelo possui ajuste assertivo. As figuras 5[c] e 5[d] referem-se aos distribuidores n°1 e n°2, respectivamente, porém desta vez restrito ao período de seis meses (junho de 2017 a dezembro de 2017), a fim de visualizar de forma mais clara o ajuste da curva de predição a curva real.

Considerando os dados equivalentes a dois anos de coleta, o erro médio obtido para os dados, diferença entre os os valores previstos e reais, esta na casa de 0,16 minutos para

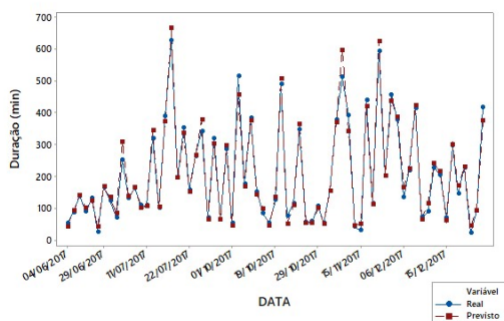
Figura 5 – Ajuste da função de predição frente à duração real do refratário



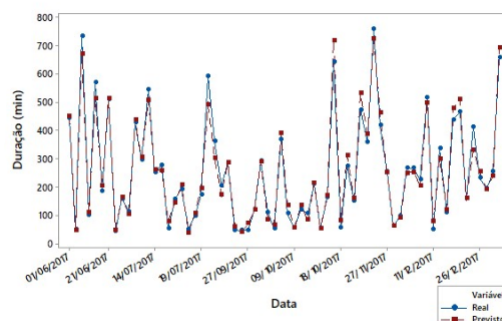
(a) 2 anos - distribuidor 1



(b) 2 anos - distribuidor 2



(c) 6 meses - distribuidor 1



(d) 6 meses - distribuidor 2

Fonte: O autor (2018)

todos os equipamentos avaliados. Deste modo, com os resultados obtidos, entende-se que é possível caracterizar o comportamento da duração da campanha dos distribuidores de aço e, conseqüentemente, estimar o consumo de refratários da organização.

6 Considerações finais

Em observação dos aspectos analisados na revisão de literatura, notou-se que os refratários em uma siderurgia estão sujeitos a inúmeros fatores do processo. Tais aspectos podem levar à degradação prematura dos revestimentos e à alta variabilidade na duração das campanhas, o que motivou o interesse em realizar esse estudo. Tendo em vista que tal situação é uma problemática na empresa em questão e tem relação com a gestão do processo, optou-se por propor um aporte na tomada de decisão.

Para entender o comportamento da duração da campanha, foi proposto a elaboração de um modelo de previsão para a variável do processo “duração”. Os métodos de ajuste *stepwise* e *backward elimination* geraram uma função que atendeu de modo satisfatório a expectativa, alcançando o valor de 97,66% para o R^2_{ajustado} . Também é interessante comparar a eficiência de cada método, já que apesar do método *stepwise* ter a capacidade de adicionar e remover variáveis, este precisou de doze passos para gerar a função final. Em modo comparativo, o método *backward* gerou apenas três iterações.

É válido analisar a função gerada de forma cuidadosa, no intuito de evitar interpretações equivocadas. Sendo assim, foi realizada também a validação do modelo de acordo com valores reais do processo. O lingotamento contínuo exige de forma antecipada especificações de acordo com o aço que será produzido. Entre esses critérios estão os valores referentes a temperatura, a composição química dos elementos: C , Mn , P , S , Si , Al , Cr , Cu e Mo , a velocidade média e a quantidade a ser produzida. Deste modo, é possível prever a duração da campanha dos distribuidores de aço na empresa estudada de forma prática. Tal fato impacta positivamente, por exemplo, em processos de aquisições de materiais refratários e, além disso, o gerente responsável pela compra desses produtos adquire poder de barganha.

Com base no estudo desenvolvido, foi aprofundado o entendimento acerca do processo de lingotamento contínuo, principalmente no que tange o impacto da produtividade sobre o tempo da campanha e quais as respectivas consequências para a organização. Além disso, criou-se assimilação acerca de metodologias que podem ajustar modelos de regressão múltipla, que gera uma predição mais assertiva, fator fundamental em um processo industrial com fluxo contínuo como é o caso do presente trabalho.

Uma proposta para trabalhos subsequentes seria a elaboração de um plano de suprimentos pautado no modelo desenvolvido, sendo dessa forma explicitas as quantidades de materiais demandados e também quando estes devem ser adquiridos. Além disso, propõe-se também uma avaliação acerca das manutenções dos revestimentos dos equipamentos, afim de avaliar se existem desperdícios e falhas durante a realização do trabalho pelo setor operacional.

Referências

- ABBAD, G. d. S.; TORRES, C. V. *Regressão múltipla stepwise e hierárquica em Psicologia Organizacional: aplicações, problemas e soluções*. [S.l.]: Scielo Brasil, 2002.
- ALMEIDA, B. V. de; FARIA, R. M. de; PEREIRA, L. G. G.; SILVA, S. N.; JUNIOR, F. V. *Geração e classificação de resíduos refratários em uma usina siderúrgica integrada*. [S.l.: s.n.], 2015.
- ALVES, G. S. S. *Metodologia para previsão da vida útil de âncoras refratárias aplicadas em fornos de reaquecimento*. [S.l.: s.n.], 2016. v. 21. 906–920 p.
- ARAÚJO, L. A. de. *Manual de siderurgia*. [S.l.]: Arte & Ciência, 2005.
- BORGES, R. A. A.; SILVA, G. F. B. L. e. *Avaliação do impacto da produção de aço com baixo teor de enxofre na vida refratária das painéis de aço*. [S.l.]: ABM Week, 2016.
- BRAGANCA, S. R. *Corrosão de refratários utilizados na siderurgia: Parte II: propriedades físicas dos refratários e fatores operacionais*. [S.l.: s.n.], 2012.
- BULLER, L. S. *Logística empresarial*. [S.l.]: IESDE Brasil S.A., 2012.
- CARVALHO, M. D. de. *Correlação das microestruturas de amostras de dolomitas do quadrilátero ferrífero, MG com as temperaturas iniciais de hidratação das dolomas*. [S.l.]: UFMG, 2005.
- CHAGAS, E. F. B. *Curso de estatística aplicada para iniciantes*. [S.l.: s.n.], 2016.
- COTTA, L. S.; RODRIGUES, C. G. *Avaliação de Revestimento Refratário no Processo Siderúrgico*. [S.l.: s.n.], 2014. v. 7. 185–203 p.
- FÁVERO, L. P.; FÁVERO, P. *Análise de dados: modelos de regressão com Excel®, Stata® e SPSS®*. [S.l.]: Elsevier Brasil, 2016. v. 1.
- FRANCISCO, J. R. d. S.; AMARAL, H. F.; BERTUCCI, L. A. *Remuneração dos acionistas por meio do juro sobre o capital próprio das empresas listadas na BOVESPA*. [S.l.: s.n.], 2013. v. 18. 32–48 p.
- GALLO, M.; RANGEL, H.; LANA, P.; BARRIOS, S. *Refratários e Insumos para Lingotamento Contínuo*. [S.l.: s.n.], 2002.
- GERHARDT, T. E.; SILVEIRA, D. T. *Métodos de pesquisa*. [S.l.]: Plageder, 2009.
- GUIMARÃES, R. V. *Uso de regressão logística para previsão de fechamento de operações financeiras: termo de moedas*. Tese (Doutorado) — EPUSP, 2006.
- HAIR, J. F.; BLACK, W. C.; BABIN, B. J.; ANDERSON, R. E.; TATHAM, R. L. *Análise multivariada de dados*. [S.l.]: Bookman Editora, 2009.
- LEE, W.; ZHANG, S. *Direct and indirect slag corrosion of oxide and oxide-c refractories*. [S.l.: s.n.], 2004. 309–319 p.
- LOBATO, E. *Relatório Técnico 71: Refratários*. [S.l.: s.n.], 2009.

- MATOS, M. A. *Manual operacional para a regressão linear*. [S.l.: s.n.], 1995. 63 p.
- MORAIS, A. A.; NASCIMENTO, A. D. d.; MAIOLI, J. L.; NEY, V. B. *Evolução no sequencial de corridas no distribuidor no contínuo da ArcelorMittal Aços Planos América do Sul - Tubarão**. [S.l.: s.n.], 2015.
- NCSS, S. S. *NCSS Documentation: Stepwise Regression*. [S.l.: s.n.], 2018.
- OLIVEIRA, I. H. I. de; GUARULHOS, F.; RODRIGUES, L. L. F.; CASTORANI, R. R.; ALEXANDRE, M. F.; JACUBAVICIUS, C. *Aplicação de métodos de previsão de demanda para redução de custos na gestão de estoque*. [S.l.]: XII SEGET, 2015.
- RAAD, H. J. *Influência das condições de mistura e moldagem na permeabilidade de concretos refratários aluminosos*. [S.l.]: UFMG, 2008.
- RITZMAN, L. P.; KRAJEWSKI, L. J.; KLASSEN, R. D. *Foundations of operations management*. [S.l.]: Toronto.: Pearson Prentice Hall, 2004.
- SAKO, E.; PANDOLFELLI, V. *Artigo revisão-A relação entre a corrosão e a microestrutura: a chave para o desenvolvimento de concretos refratários espinelizados de alto desempenho*. [S.l.: s.n.], 2014. v. 60. 127–143 p.
- SARMENTO, C. T. *Regressão múltipla: Ferramenta de apoio a decisão nas pesquisas de marketing institucional*. [S.l.]: INPEAU, 2010.
- TABACHNICK, B. G.; FIDELL, L. S. *Using multivariate statistics*. [S.l.]: Allyn & Bacon/Pearson Education, 2007.
- VIANA, F. L. *Industria Siderurgica*. [S.l.]: Caderno Setorial ETENE, 2017.
- VIANA, J. J. *Administração de materiais: um enfoque prático*. [S.l.]: Atlas, 2000.
- VIANNA, C. T. *Classificação das Pesquisas Científicas-Notas para os alunos*. [S.l.]: Florianópolis, 2013.
- ZIMMER, A.; BRAGANÇA, S.; SANTOS, L. dos; BERGMANN, C. *Comparação entre refratários magnesianos e dolomíticos utilizados em panelas para refino de aço*. [S.l.: s.n.], 2004.