

**UNIVERSIDADE FEDERAL DE MINAS GERAIS  
ESCOLA DE ENGENHARIA  
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA QUÍMICA**

**ROBERTA DE SOUZA LIMA MAGALHÃES**

**DESENVOLVIMENTO DE SENSOR VIRTUAL PARA PREDIÇÃO DO TEOR  
DE CAL LIVRE NO CLÍNQUER EM UMA FÁBRICA DE CIMENTO**

**BELO HORIZONTE - MG  
2019**

**ROBERTA DE SOUZA LIMA MAGALHÃES**

**DESENVOLVIMENTO DE SENSOR VIRTUAL PARA PREDIÇÃO DO TEOR DE  
CAL LIVRE NO CLÍNQUER EM UMA FÁBRICA DE CIMENTO**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Química da Escola de Engenharia da Universidade Federal de Minas Gerais, como requisito parcial para obtenção do Grau de Mestre em Engenharia Química.

Linha de Pesquisa: Simulação e Otimização de Processos.

Orientador: D.Sc. Esly Ferreira da Costa Júnior.

BELO HORIZONTE - MG  
2019



UNIVERSIDADE FEDERAL DE MINAS GERAIS  
ESCOLA DE ENGENHARIA  
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA QUÍMICA

***“Desenvolvimento de sensor virtual para predição  
do teor de Cal livre no clínquer em uma fábrica de  
cimento”***

**Roberta de Souza Lima Magalhães**

Dissertação submetida à Banca Examinadora designada pelo Colegiado do Programa de Pós-graduação em Engenharia Química da Escola de Engenharia da Universidade Federal de Minas Gerais, como parte dos requisitos à obtenção do título de **MESTRE EM ENGENHARIA QUÍMICA**.

**DISSERTAÇÃO APROVADA EM 25 DE FEVEREIRO DE 2019 POR:**

.....  
Prof. D.Sc. Andréa Oliveira Souza Costa  
DEQ/UFMG

.....  
Prof. Dr. Gustavo Matheus de Almeida  
DEQ/UFMG

.....  
Prof. D.Sc. Esly Ferreira da Costa Júnior  
DEQ/UFMG

## **AGRADECIMENTOS**

A Deus, pela força e perseverança para chegar ao final desta jornada.

Aos meus pais Eliane e José e meus irmãos Paulo e Eduardo, pelo amor, carinho e compreensão nestes 2 anos de mestrado.

Ao Professor Esly Ferreira da Costa Junior, pela orientação e todas as contribuições para conclusão deste trabalho.

A Brennand Cimentos, em especial aos funcionários Leandro Couto Soares e Luiz Guilherme de Souza Felix, pelos dados disponibilizados sem os quais não seria possível realizar este trabalho.

A minha eterna amiga engenheira química Larissa, minha motivação em vários momentos para a conclusão deste mestrado.

As amigas do MOP Letícia, Suzimara, Gabriela e Jéssica, pelo companheirismo e ajuda constante.

A aluna de iniciação científica Gabriela Niquini, pelo apoio no tratamento dos dados e desenvolvimento dos modelos.

Aos amigos e colegas de trabalho, pelo apoio e estímulo.

A todos que de diferentes maneiras colaboraram para o desenvolvimento deste trabalho.

Ao CNPq pelo apoio financeiro.

## RESUMO

Devido ao expressivo percentual de clínquer no cimento, a qualidade do clínquer produzido tem impacto direto na qualidade do cimento e deve ser monitorada continuamente. Entretanto, a análise do clínquer nas fábricas de cimento não é feita em tempo real, sendo seu período de amostragem e análise usualmente superior a duas horas. O teor de cal livre é considerado um indicador chave para avaliar a qualidade do clínquer. Desta forma, a predição do valor de cal livre através de sensores virtuais baseados em dados de processo *online* disponíveis na indústria cimenteira apresenta-se como uma alternativa interessante e de baixo custo para estimar a qualidade do clínquer. O objetivo deste trabalho é propor um sensor virtual baseado em um modelo empírico para predição do conteúdo de cal livre no clínquer, a partir de dados operacionais de uma fábrica de cimento. A modelagem dos dados operacionais, a partir de somente dados de processo *online*, foi desenvolvida com enfoque de sensor virtual, utilizando as técnicas de regressão linear múltipla e de redes neurais artificiais do tipo Perceptron de Múltiplas Camadas (MLP) e do tipo Função de Base Radial (RBF). O modelo empírico baseado em regressão linear múltipla apresentou melhor desempenho em relação aos modelos baseados em redes neurais artificiais. Isto foi verificado na análise dos resultados do coeficiente de determinação e de erro quadrático médio, bem como análise dos resíduos, dos modelos obtidos por regressão linear múltipla e por redes neurais artificiais. Considerando a base de dados utilizada neste estudo, composta de dados industriais, e os resultados disponíveis na literatura, pode-se concluir que o modelo obtido por regressão linear múltipla, considerando 93 variáveis de regressão, foi o melhor modelo obtido, explicando 73,09% e 71,92% da variação na variável de saída cal livre no clínquer (na etapa de ajuste e na etapa de validação, respectivamente).

**Palavras-chave:** Cimento; Sensor virtual; Qualidade; Predição; Clínquer.

## ABSTRACT

Due to the significant percentage of clinker in cement, the quality of clinker produced has a direct impact on cement quality and should be monitored continuously. However, clinker analysis in cement plants is not done in real time, with sampling and analysis usually exceeding two hours. The free lime content is considered a key indicator to evaluate clinker quality. Thus, the prediction of free lime value through virtual sensors based on online process data available in the cement industry presents itself as an interesting and low cost alternative to estimate clinker quality. The objective of this work is to propose a virtual sensor based on an empirical model to predict the free lime content in the clinker, from the cement plant operational data. The operational data modeling, using only online process data, was developed with a virtual sensor approach using multiple linear regression techniques and artificial neural networks - MLP and RBF type. The empirical model based on multiple linear regression presented better performance in relation to models based on artificial neural networks. It was verified in the results analysis of the determination coefficient and mean square error, as well as the residuals analysis, for the models obtained by multiple linear regression and by artificial neural networks. Considering the data base used in this study, composed of industrial data, and the results available in the literature, it can be concluded that the model obtained by multiple linear regression, considering 93 regression variables, was the best model obtained, explaining 73.09 % and 71.92% of the variation in free lime in the clinker (adjust and validation steps, respectively).

**Keywords:** Cement; Virtual Sensor; Quality; Prediction; Clinker.

## LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – <i>Ranking</i> dos maiores produtores de cimento. ....	13
Figura 2 – Evolução do consumo aparente do Brasil. ....	14
Figura 3 – Produção anual brasileira por tipo de cimento Portland. ....	15
Figura 4 – Britador de martelos (a) e britador de mandíbulas (b). ....	17
Figura 5 – Método Chevron (a) e método Windrow (b). ....	18
Figura 6 – Diagrama ternário – Sistema CaO, SiO <sub>2</sub> e Al <sub>2</sub> O <sub>3</sub> . ....	20
Figura 7 – Sistema de pré-aquecedor com torre de ciclones com 4 estágios, pré-calcinador e duto de ar terciário. ....	23
Figura 8 – Evolução das reações no forno de clínquer. ....	27
Figura 9 - Ilustração do conceito básico de um sensor virtual. ....	29
Figura 10 - Gráfico da validação do sensor virtual para predição da emissão de NO <sub>x</sub> por modelo PLS, utilizando com medidas de variáveis de processo e características de imagem. ....	37
Figura 11 - Apresentação do sistema com a identificação das variáveis de entrada consideradas no modelo. ....	43
Figura 12 – Gráficos comparativos entre o valor real e o valor predito de cal livre no clínquer pelo modelo de regressão linear múltipla – 78 variáveis de regressão na etapa de (a) ajuste e (b) validação. ....	52
Figura 13 – Gráficos comparativos entre o valor real e o valor predito de cal livre no clínquer pelo modelo de regressão linear múltipla – 93 variáveis de regressão na etapa de (a) ajuste e (b) validação. ....	53
Figura 14 – Gráficos comparativos da análise dos resíduos do modelo de regressão linear múltipla – 78 variáveis de regressão na etapa de (a) ajuste e (b) validação. ...	54
Figura 15 – Gráficos comparativos da análise dos resíduos do modelo de regressão linear múltipla – 93 variáveis de regressão na etapa de (a) ajuste e (b) validação. ...	55
Figura 16 - Gráficos comparativos da tendência dos valores reais e preditos de cal livre no clínquer pelo modelo de regressão linear múltipla – 78 variáveis de regressão na etapa de (a) ajuste e (b) validação. ....	56
Figura 17 – Gráficos comparativos da tendência dos valores reais e preditos de cal livre no clínquer pelo modelo de regressão linear múltipla – 93 variáveis de regressão na etapa de (a) ajuste e (b) validação. ....	57

Figura 18 – Gráficos comparativos entre o valor real e o valor predito de cal livre no clínquer pelo modelo do tipo RBF na etapa de (a) treinamento e (b) validação.....	60
Figura 19 – Gráficos comparativos da análise dos resíduos do modelo do tipo RBF na etapa de (a) treinamento e (b) validação.....	61
Figura 20 – Gráficos comparativos da tendência dos valores reais e preditos pelo modelo do tipo RBF em função do número de observações na etapa de (a) treinamento e (b) validação.....	62
Figura 21 – Gráficos comparativos entre o valor real e o valor predito de cal livre no clínquer pelo modelo do tipo MLP na etapa de (a) treinamento e (b) validação. ....	63
Figura 22 – Gráficos comparativos da análise dos resíduos do modelo do tipo MLP na etapa de (a) treinamento e (b) validação.....	64
Figura 23 – Gráficos comparativos da tendência dos valores reais e preditos pelo modelo do tipo MLP em função do número de observações na etapa de (a) treinamento e (b) validação.....	65
Figura 24 – Gráfico temporal da variável de entrada: temperatura na entrada do forno. .....	73
Figura 25 – Gráfico temporal da variável de entrada: pressão na entrada do forno..	73
Figura 26 – Gráfico temporal da variável de entrada: NOx na entrada do forno. ....	74
Figura 27 – Gráfico temporal da variável de entrada: CO na entrada do forno. ....	74
Figura 28 – Gráfico temporal da variável de entrada: O <sub>2</sub> na entrada do forno. ....	75
Figura 29 – Gráfico temporal da variável de entrada: temperatura de saída da torre de ciclones. ....	75
Figura 30 – Gráfico temporal da variável de entrada: temperatura do 6 <sup>o</sup> estágio da torre de ciclones. ....	76
Figura 31 – Gráfico temporal da variável de entrada: consumo térmico do forno. ....	76
Figura 32 – Gráfico temporal da variável de entrada: taxa de combustível no forno.	77
Figura 33 – Gráfico temporal da variável de entrada: taxa de combustível no pré-calcinador.....	77
Figura 34 – Gráfico temporal da variável de entrada: alimentação de farinha no forno. .....	78
Figura 35 – Gráfico temporal da variável de entrada: temperatura na zona de queima. .....	78
Figura 36 – Gráfico temporal da variável de entrada: temperatura do ar secundário. .....	79

Figura 37 – Gráfico temporal da variável de entrada: corrente do motor do forno. ...	79
Figura 38 – Gráfico temporal da variável de entrada: rotação do forno. ....	80
Figura 39 – Gráfico temporal da variável de saída: cal livre no clínquer. ....	80
Figura 40 – Gráfico de correlação entre a variável de saída cal livre no clínquer e a variável de entrada: temperatura na entrada do forno. ....	86
Figura 41 – Gráfico de correlação entre a variável de saída cal livre no clínquer e a variável de entrada: pressão na entrada do forno. ....	86
Figura 42 – Gráfico de correlação entre a variável de saída cal livre no clínquer e a variável de entrada: NOx na entrada do forno. ....	87
Figura 43 – Gráfico de correlação entre a variável de saída cal livre no clínquer e a variável de entrada: CO na entrada do forno. ....	87
Figura 44 – Gráfico de correlação entre a variável de saída cal livre no clínquer e a variável de entrada: O <sub>2</sub> na entrada do forno. ....	88
Figura 45 – Gráfico de correlação entre a variável de saída cal livre no clínquer e a variável de entrada: temperatura de saída da torre de ciclones. ....	88
Figura 46 – Gráfico de correlação entre a variável de saída cal livre no clínquer e a variável de entrada: temperatura do 6º estágio da torre de ciclones. ....	89
Figura 47 – Gráfico de correlação entre a variável de saída cal livre no clínquer e a variável de entrada: consumo térmico do forno. ....	89
Figura 48 – Gráfico de correlação entre a variável de saída cal livre no clínquer e a variável de entrada: taxa de combustível no forno. ....	90
Figura 49 – Gráfico de correlação entre a variável de saída cal livre no clínquer e a variável de entrada: taxa de combustível no pré-calcinador. ....	90
Figura 50 – Gráfico de correlação entre a variável de saída cal livre no clínquer e a variável de entrada: alimentação de farinha no forno. ....	91
Figura 51 – Gráfico de correlação entre a variável de saída cal livre no clínquer e a variável de entrada: temperatura na zona de queima. ....	91
Figura 52 – Gráfico de correlação entre a variável de saída cal livre no clínquer e a variável de entrada: temperatura do ar secundário. ....	92
Figura 53 – Gráfico de correlação entre a variável de saída cal livre no clínquer e a variável de entrada: corrente do motor do forno. ....	92
Figura 54 – Gráfico de correlação entre a variável de saída cal livre no clínquer e a variável de entrada: rotação do forno. ....	93
Figura 55 – Tela de supervisor de operação do forno. ....	98

## LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Principais fases do clínquer. ....	9
Tabela 2 – Etapas do processo de clinquerização no forno rotativo. ....	25
Tabela 3 – Temperaturas das reações químicas de obtenção do clínquer. ....	25
Tabela 4 – Estudos relacionados a aplicação de sensores virtuais na produção de cimento Portland. ....	33
Tabela 5 – Variáveis de entrada e de saída utilizadas para elaboração do modelo empírico.....	42
Tabela 6 – Estatística descritiva dos dados operacionais. ....	47
Tabela 7 – Coeficientes de determinação e erros quadráticos médios para os melhores modelos estabelecidos através regressão linear múltipla para a predição de cal livre no clínquer.....	50
Tabela 8 – Coeficientes de determinação e erros quadráticos médios dos dados de predição de cal livre no clínquer com modelos RBF e MLP. ....	58
Tabela 9 – Lista das variáveis utilizadas como entradas utilizadas nos modelos baseados em redes neurais artificiais. ....	59
Tabela 10 – Lista de variáveis de entrada, considerando o atraso em relação a variável de saída do modelo empírico. ....	81
Tabela 11 – Matriz de correlação das variáveis de entrada com a variável de saída da base de dados.....	85
Tabela 12 – Variáveis compostas do modelo de regressão linear múltipla com 93 variáveis de regressão. ....	94
Tabela 13 – Variáveis compostas do modelo de regressão linear múltipla com 78 variáveis de regressão. ....	96

## LISTA DE ABREVIATURAS E SÍMBOLOS

- A - Ampere
- ABNT - Associação Brasileira de Normas Técnicas
- ANFIS - Inferência Adaptativa Neuro-Fuzzy
- $Al_2O_3$  - Óxido de alumínio
- BP - Propagação Posterior
- CP - Cimento Portland
- CaO - Cal ou óxido de cálcio
- $C_3S$  - Silicato tricálcico ou Alita ou  $3CaO.SiO_2$
- $C_2S$  - Silicato dicálcico ou Belita ou  $2CaO.SiO_2$
- $C_3A$  - Aluminato tricálcico ou Aluminato ou  $3CaO.Al_2O_3$
- $C_4AF$  - Ferroaluminato tetracálcico ou Ferrita ou  $4CaO.Al_2O_3.Fe_2O_3$
- DNNE - *Decorrelated neural-net ensemble*
- FF - *Feed-forward*
- $Fe_2O_3$  - Óxido de ferro
- ITSS - Seleção de subconjunto de variável de entrada de informação teórica
- LSF - *Lime Saturation Factor*
- MA - Módulo de Sílica
- MgO - Óxido de magnésio
- MLP - Perceptron de Múltiplas Camadas
- MS - Módulo de sílica
- $Na_2O$  - Óxido de sódio
- PCA - Análise por Componentes Principais
- PCR - Regressão por Componentes Principais
- PLS - Mínimos Quadrados Parciais
- RBF - Função de Base Radial
- RGB - Vermelho, Verde e Azul
- RPM - Rotações por minuto
- $SiO_2$  - Óxido de sílica
- SVR - Regressão Vetorial de Suporte

## SUMÁRIO

<b>1</b>	<b>INTRODUÇÃO</b> .....	<b>9</b>
1.1	CONTEXTUALIZAÇÃO DO TEMA.....	9
1.2	JUSTIFICATIVA.....	10
<b>2</b>	<b>OBJETIVOS</b> .....	<b>12</b>
2.1	OBJETIVO GERAL .....	12
2.2	OBJETIVOS ESPECÍFICOS .....	12
<b>3</b>	<b>REVISÃO DE LITERATURA</b> .....	<b>13</b>
3.1	O SETOR DE CIMENTO NO BRASIL .....	13
3.2	PROCESSO DE PRODUÇÃO DE CIMENTO .....	15
3.2.1	SELEÇÃO E PREPARAÇÃO DE MATÉRIAS PRIMAS .....	16
3.2.2	MOAGEM E HOMOGENEIZAÇÃO DE FARINHA.....	18
3.2.3	FORNO ROTATIVO DE CLINQUERIZAÇÃO .....	22
3.2.4	MOAGEM DE CIMENTO .....	28
3.3	DESENVOLVIMENTO DE SENSORES VIRTUAIS NA INDÚSTRIA CIMENTEIRA .....	28
3.3.1	INTRODUÇÃO.....	28
3.3.2	DEFINIÇÃO E TIPOS DE SENSORES.....	29
3.3.3	ESTUDOS PARA DESENVOLVIMENTO DE SENSORES VIRTUAIS EM PLANTAS INDUSTRIAIS DE PRODUÇÃO DE CIMENTO .....	31
3.3.4	SENSORES VIRTUAIS PARA PREDIÇÃO DA COMPOSIÇÃO DO CLÍNQUER E DO PERCENTUAL DE CAL LIVRE NO CLÍNQUER .....	34
3.3.5	SENSORES VIRTUAIS PARA PREDIÇÃO DE NO <sub>x</sub> NOS FORNOS DE CIMENTO.....	37
3.3.6	SENSORES VIRTUAIS PARA DETERMINAÇÃO DA FINURA OU RETIDO DO CIMENTO .....	38
<b>4</b>	<b>METODOLOGIA</b> .....	<b>41</b>
4.1	CARACTERIZAÇÃO DA PESQUISA .....	41
4.2	DESCRIÇÃO DO SISTEMA DA FÁBRICA DE CIMENTO AVALIADA NA PESQUISA .....	41
4.3	ELABORAÇÃO DA PESQUISA.....	41
4.3.1	OBTENÇÃO DOS DADOS OPERACIONAIS .....	41
4.3.2	MODELAGEM DOS DADOS OPERACIONAIS.....	42
<b>5</b>	<b>RESULTADOS E DISCUSSÕES</b> .....	<b>47</b>
5.1	ANÁLISE DOS DADOS OPERACIONAIS .....	47
5.2	ANÁLISE DOS MELHORES MODELOS EMPÍRICOS BASEADOS EM REGRESSÃO LINEAR MÚLTIPLA.....	48

5.3	ANÁLISE DOS MELHORES MODELOS EMPÍRICOS BASEADOS EM REDES NEURAIAS ARTIFICIAIS .....	58
6	<b>CONCLUSÕES.....</b>	<b>67</b>
7	<b>SUGESTÕES PARA TRABALHOS FUTUROS.....</b>	<b>68</b>
8	<b>REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS .....</b>	<b>69</b>
9	<b>APÊNDICES.....</b>	<b>73</b>
10	<b>ANEXOS.....</b>	<b>98</b>

# 1 INTRODUÇÃO

## 1.1 CONTEXTUALIZAÇÃO DO TEMA

O cimento Portland é um aglomerante hidráulico obtido pela moagem de clínquer ao qual se adiciona, durante a operação, a quantidade necessária de uma ou mais formas de sulfato de cálcio. Durante a operação unitária de moagem é permitido incorporar a esta mistura: materiais pozolânicos, escórias granuladas de alto-forno e/ou materiais carbonáticos nos teores especificados (ABNT, 1991).

O clínquer é um produto intermediário do processo de fabricação de cimento obtido em fornos rotativos, sendo o componente principal do cimento Portland. É composto tipicamente por 67% de CaO, 22% de SiO<sub>2</sub>, 5% de Al<sub>2</sub>O<sub>3</sub>, 3% de Fe<sub>2</sub>O<sub>3</sub> e 3% de outros componentes ou elementos menores como MgO, Na<sub>2</sub>O e K<sub>2</sub>O. A Tabela 1 apresenta as 5 principais fases usualmente presentes no clínquer (TAYLOR, 1997).

**Tabela 1** - Principais fases do clínquer.

Fase	%
C <sub>3</sub> S	50 a 70
C <sub>2</sub> S	15 a 30
C <sub>3</sub> A	5 a 10
C <sub>4</sub> AF	5 a 15
Cal livre	0,2 a 4

Fonte: TAYLOR, 1997.

O valor residual de CaO não combinado em componentes do clínquer é denominado cal livre e possui valor entre 0,5% a 4%, em um processo sob controle (LI et al., 2015).

Um clínquer com elevado teor de cal livre é classificado nas fábricas de cimento como clínquer fora de especificação, sendo destinado ao silo de clínquer não-conforme para reprocesso ou descarte. Isto deve-se ao fato de que o excesso de cal livre pode provocar a expansibilidade no cimento Portland durante o processo de hidratação.

A expansibilidade do cimento é uma propriedade associada à ocorrência eventual de expansões volumétricas indesejáveis, posteriores ao endurecimento do

cimento. Estas expansões resultam da hidratação de cal livre e do MgO e da reação do sulfato de cálcio (HEWLETT, 1998).

Quando o clínquer contém excesso de cal livre, esta ao se hidratar, aumenta de volume após o endurecimento do cimento, criando tensões internas que conduzem a fissuras microscópicas que podem culminar na desagregação completa do cimento. A cal livre está presente no clínquer, intercrystalizada com outros compostos e, em função disso, hidrata-se de maneira extremamente lenta, conduzindo a expansão indesejável em época posterior ao endurecimento do cimento. O óxido de magnésio (MgO) reage com água de maneira similar a cal livre, mas somente esse em sua forma cristalina apresenta expansibilidade no processo de hidratação. Quando em excesso, o sulfato de cálcio pode reagir com o C<sub>3</sub>A, após o endurecimento do cimento, formando a etringita secundária, com aumento razoável de volume (NEVILLE; BROOKS, 2010).

Valores elevados de Cal livre no clínquer podem ocorrer devido a vários fatores, como por exemplo: processo de queima ineficiente por baixo tempo de residência no forno ou temperatura baixa de clinquerização; elevado fator de saturação de cal e granulometria inadequada ou homogeneização insatisfatória das matérias-primas (ZHENG et al., 2012). O excesso de MgO está relacionado com a qualidade e dosagem do calcário utilizado no processo de produção de cimento.

## 1.2 JUSTIFICATIVA

Devido ao expressivo percentual de clínquer no cimento, a qualidade do clínquer produzido tem impacto direto na qualidade do cimento e deve ser monitorada continuamente. Entretanto, a análise do clínquer nas fábricas de cimento não é feita em tempo real, sendo seu período de amostragem e análise usualmente superior a duas horas.

O teor de cal livre é considerado um indicador chave para avaliar a qualidade do clínquer. Desta forma, a predição do valor de cal livre através de sensores virtuais baseados em dados de processo *online* disponíveis na indústria cimenteira, apresenta-se como uma alternativa interessante e de baixo custo para estimar a qualidade do clínquer.

Os possíveis benefícios do controle mais eficaz da cal livre, através da predição são:

- Auxílio na tomada de decisão dos operadores;
- Redução no consumo térmico no forno;
- Redução do custo de combustível/kg de clínquer produzido;
- Redução da carga térmica do forno;
- Maior regularidade na qualidade do clínquer;
- Menor risco de expansibilidade do cimento Portland.

## 2 OBJETIVOS

### 2.1 OBJETIVO GERAL

O objetivo deste trabalho é propor um sensor virtual baseado em um modelo empírico para predição do conteúdo de cal livre no clínquer, a partir de dados operacionais de uma fábrica de cimento.

### 2.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS

Constituem-se objetivos específicos desse trabalho:

- i. Avaliar diferentes variáveis de processo para utilização na elaboração de um modelo;
- ii. Avaliar a influência de dados operacionais no conteúdo de cal livre no clínquer;
- iii. Tratamento dos dados operacionais;
- iv. Construir e validar o modelo proposto para predição do conteúdo de cal livre no clínquer, utilizando as técnicas de regressão linear múltipla e de redes neurais artificiais do tipo MLP e do tipo RBF.

### 3 REVISÃO DE LITERATURA

O objetivo deste capítulo é fazer uma revisão da literatura sobre o processo de produção de cimento e o desenvolvimento de sensores virtuais na indústria cimenteira.

#### 3.1 O SETOR DE CIMENTO NO BRASIL

O Brasil é o quinto maior produtor mundial de cimento, com uma capacidade instalada de mais de 100 milhões de toneladas em 2017. A Figura 1 apresenta o *ranking* dos países com maior produção de cimento no mundo.

Maiores produtores de cimento (em milhões de toneladas)							
<i>World leading producer country (millions of tonnes)</i>							
PAÍSES / COUNTRY	2006	2007	2008	2009	2010	2011*	2012*
1. China	1.253,5	1.379,0	1.401,2	1.651,1	1.888,3	2.065,0	2.137,0
2. Índia / India	163,0	172,5	187,8	208,1	222,9	251,3	270,0
3. Estados Unidos / U.S.A.	98,2	95,5	86,5	64,0	66,4	67,9	74,2
4. Irã / Iran	35,3	40,0	44,4	48,8	61,5	66,4	70,0
5. Brasil** / Brazil**	42,4	47,2	52,3	52,1	59,2	64,1	68,8
6. Turquia / Turkey	49,0	50,8	53,4	57,6	65,5	67,8	63,8
7. Vietnã / Vietnam	31,3	35,6	36,7	48,0	56,4	52,0	60,0
8. Japão / Japan	76,5	75,0	72,2	64,2	61,5	61,3	63,6
9. Indonésia / Indonesia	38,1	39,9	41,8	39,7	41,6	46,2	53,5
10. Rússia / Russia	55,2	60,1	53,6	45,7	52,3	57,1	61,5
11. Coreia do Sul / Rep. of Korea	51,4	54,4	55,1	52,2	52,2	48,3	46,9
12. Egito / Egypt	39,2	40,1	40,1	41,8	43,9	45,4	46,1
13. Arábia Saudita / Saudi Arabia	27,1	30,4	37,4	37,8	42,2	48,4	43,0
14. México / Mexico	37,9	38,8	37,1	35,1	34,5	35,4	36,2
15. Alemanha / Germany	35,0	35,5	35,8	31,4	31,3	33,5	32,4
Total Mundial / World Total	2.615,2	2.811,5	2.842,7	3.028,2	3.330,2	3.528,8	3.831,0

(\*) Dados preliminares / Preliminary data  
 (\*\*) Produção ajustada. Vide pág. 16 deste relatório. / Production adjusted. See page 16 of this report.  
 Obs.: Classificação pela produção do ano 2012 / Classified by 2012 production  
 Incluída na produção a exportação de clínquer / Included clinker exports

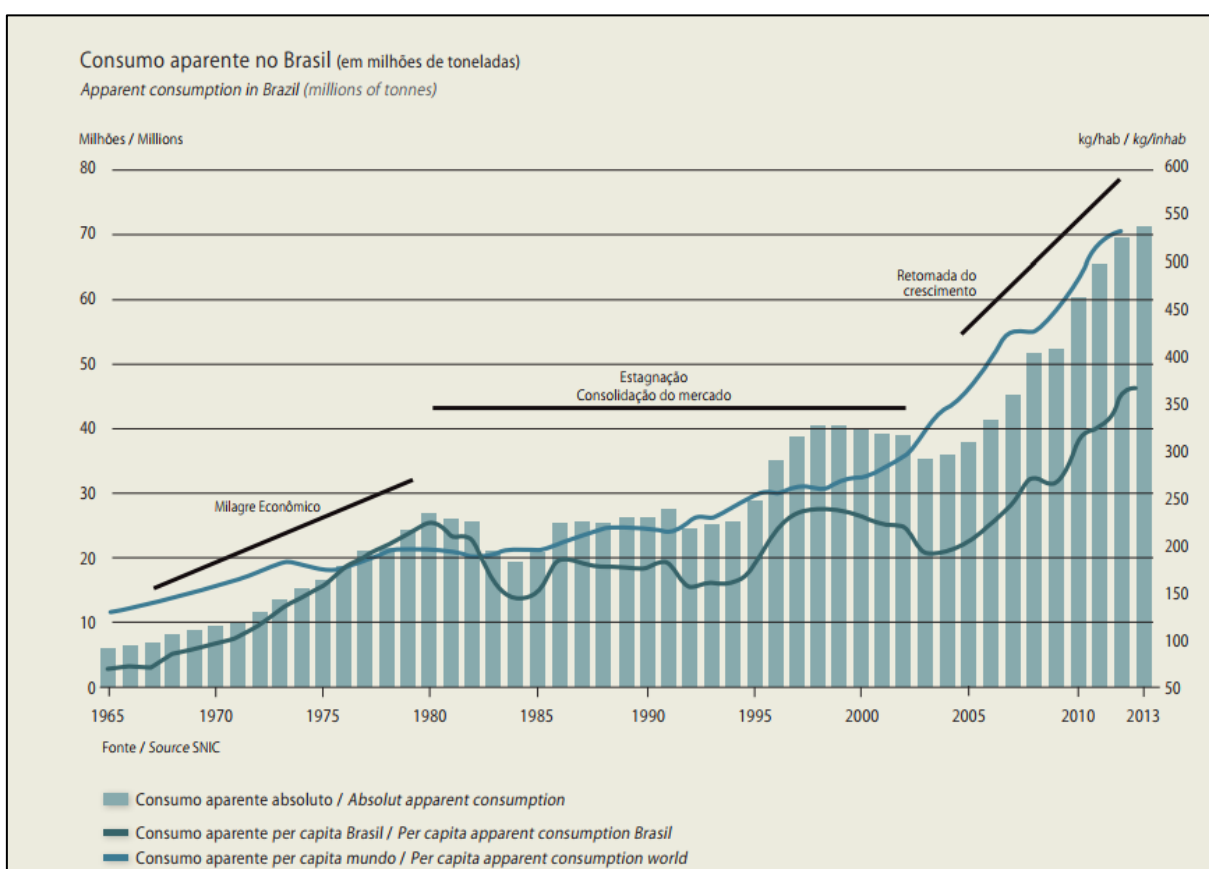
**Figura 1 – Ranking dos maiores produtores de cimento.**  
 Fonte: SNIC, 2014.

Nota-se que as economias emergentes exercem papel decisivo no crescimento mundial e conseqüentemente na produção e consumo de cimento.

Segundo SNIC (2014), no Brasil, a indústria de cimento nasceu no final do século XIX e se estabeleceu efetivamente após a segunda década do século XX, quando começou a chamada fase industrial. Desde então a indústria brasileira está

em desenvolvimento, possuindo hoje um parque industrial moderno com elevada eficiência energética e baixos níveis de emissão de CO<sub>2</sub>.

A Figura 2 mostra a evolução do consumo de cimento no Brasil desde os anos 70 até 2013. Refletindo a expansão da atividade da construção civil nos últimos anos, o consumo aparente de cimento alcançou o patamar de 70 milhões de toneladas anuais, em 2013, elevando o consumo per capita brasileiro para 353 kg/habitante/ano (SNIC, 2014).



**Figura 2** – Evolução do consumo aparente do Brasil.  
Fonte: SNIC, 2014.

O consumo per capita nacional, em 2013, atingiu o maior nível da história (cerca de 353 kg/habitante), situando-se abaixo da média mundial (aproximadamente 525 kg/habitante).

No Brasil existem diversos tipos de cimento Portland que se diferenciam entre si pela sua composição. Os principais tipos de cimento mais utilizados no Brasil são:

- cimento Portland comum (CP I);
- cimento Portland composto (CP II);

- cimento Portland de alto-forno (CP III);
- cimento Portland pozolânico (CP IV);
- cimento Portland de alta resistência inicial (CP V - ARI);
- cimento Portland branco.

Todos os tipos de cimento produzidos no Brasil são regidos por normas técnicas da ABNT. Estas normas definem as características e propriedades mínimas dos cimentos Portland, bem como os métodos de ensaios a serem empregados para verificar se esses cimentos atendem às exigências de suas respectivas normas. A Figura 3 mostra a produção anual de 2013, por tipo de cimento no Brasil.

Produção anual de cimento portland, segundo os tipos (em 1.000 toneladas) <i>Portland cement annual production, by type (1.000 tonnes)</i>									
ANO / YEAR	TIPOS DE CIMENTO / CEMENT TYPE						SUBTOTAL	AJUSTES*/ADJUSTMENTS*	TOTAL
	CP I	CP II	CP III	CP IV	CP V	Branco / White			
2008	346	33.080	8.879	5.714	3.577	86	51.682	288	51.970
2009	84	34.662	7.967	5.097	3.377	-	51.187	560	51.747
2010	88	38.474	8.345	6.686	4.211	-	57.804	1.313	59.117
2011	103	38.659	9.347	8.247	4.973	-	61.329	2.764	64.093
2012	98	39.743	10.000	9.612	5.580	-	65.033	3.776	68.809
2013	263	41.249	9.405	9.863	5.660	-	66.440	3.721	70.161

(\*) Dados estimados. / Estimated data.

**Figura 3** – Produção anual brasileira por tipo de cimento Portland.  
Fonte: SNIC, 2014.

### 3.2 PROCESSO DE PRODUÇÃO DE CIMENTO

O processo de produção de cimento pode ser classificado como seco, semi-seco e úmido. Esta classificação está relacionada com a forma que a matéria-prima admitida na alimentação do forno rotativo. As novas fábricas de cimento são baseadas no processo seco, sendo que a maioria das fábricas antigas com processo a úmido foram substituídas ou convertidas a fábricas secas. Fábricas com processo a seco apresentam menor consumo térmico kcal por kg de clínquer produzido, maior produção de clínquer e menor relação entre o comprimento e o diâmetro do forno rotativo. Em sequência será apresentado o processo a seco para produção de cimento.

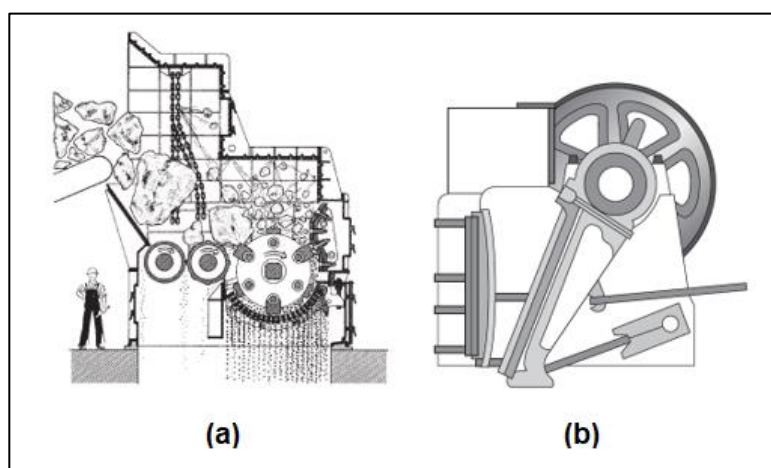
### 3.2.1 Seleção e preparação de matérias primas

O clínquer é obtido através da reação de clinquerização da farinha, sendo esta proveniente da moagem de uma mistura composta por argila e calcário. O uso de aditivos de correção como minério de ferro, bauxita e areia se faz necessário para ajuste eventual da mistura de argila e calcário (ZHENG et al., 2012). Desta forma, a produção de cimento começa na mina com a lavra de calcário e de argila.

O calcário é a uma rocha sedimentar rica em carbonato de cálcio ( $\text{CaCO}_3$ ), sendo fonte de cálcio (elemento com maior presença no clínquer). A instalação da de uma fábrica de cimento está condicionada a presença de um depósito de calcário. A argila é essencialmente constituída de silicatos de alumínio hidratado, geralmente contendo ferro e outros minerais em porcentagens menores (DUDA, 1997).

O primeiro passo na exploração do calcário é o decapeamento da rocha, ou seja, retirada da cobertura vegetal do solo para evitar que o calcário explorado seja contaminado. Após a etapa de decapeamento, o plano de fogo é definido, ou seja, qual região será explorada onde são realizados furos na rocha por perfuratrizes para que uma carga explosiva seja colocada e detonada, fragmentando a rocha a ser utilizada. No caso da argila, usualmente não é necessário o desmonte com explosivos, sendo sua retirada de material feita por máquinas pesadas.

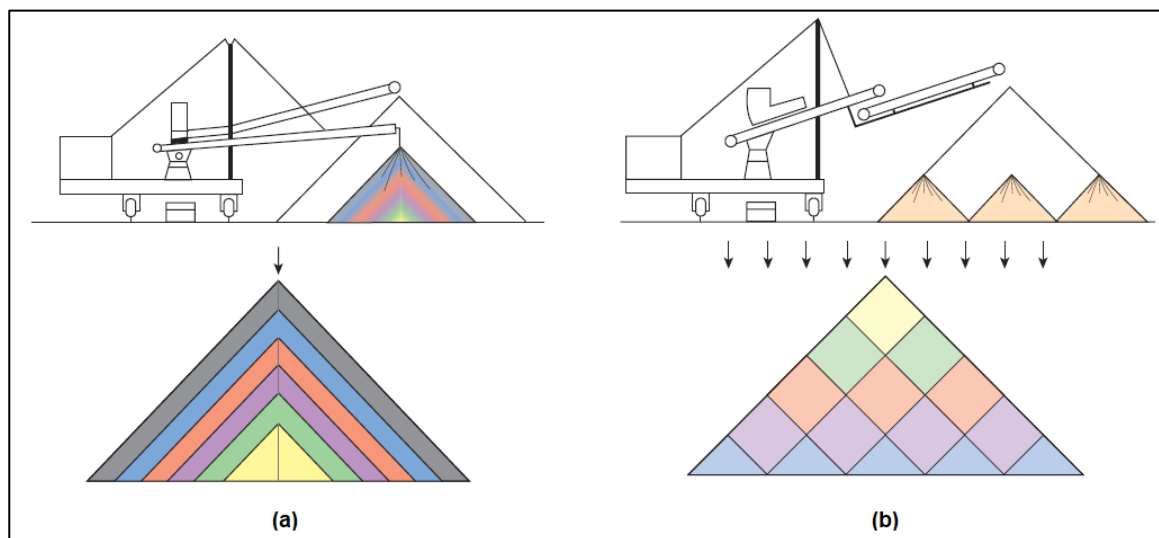
Os materiais retirados dos depósitos de calcário e argila são transportados para britadores, onde serão reduzidos a granulometrias especificadas para a etapa subsequente de moagem do cru. A escolha do tipo de britador está relacionada as propriedades do material da jazida. A Figura 4 mostra dois tipos de britadores utilizados na indústria cimenteira na britagem primária do calcário.



**Figura 4** – Britador de martelos (a) e britador de mandíbulas (b).  
Fonte: BHATTY; MILLER; KOSMATKA, 2004.

Sistemas de pré-homogeneização são utilizados com o intuito de reduzir os desvios de qualidade das pilhas de calcário e de argila britada, proporcionando uma maior uniformidade aos produtos das etapas subsequentes. Estes desvios são provenientes da variabilidade existente nos depósitos de calcário e argila ou da necessidade de mistura de minerais de diferentes de frente de lavra. O grau de homogeneização é avaliado pela razão entre o desvio padrão de um determinado parâmetro na entrada e na saída da pilha de homogeneização. Os sistemas de pré-homogeneização adotados na indústria cimenteira utilizam os métodos Chevron ou Windrow para empilhamento. O método Chevron pode ser utilizado para construir estoques com duas geometrias diferentes: longitudinal e circular. O método Windrow é exclusivo para pilha com geometria longitudinal. A geometria circular é recomendada para uma melhor utilização do espaço, atendendo o requisito de alto efeito de homogeneização contínua (BHATTY; MILLER; KOSMATKA, 2004). Normalmente são utilizadas 2 pilhas, uma pilha em construção e outra pilha sendo retomada para operação.

A Figura 5 apresenta os dois métodos de pré-homogeneização de matérias-primas utilizados na indústria cimenteira.



**Figura 5** – Método Chevron (a) e método Windrow (b).  
 Fonte: BHATTY; MILLER; KOSMATKA, 2004.

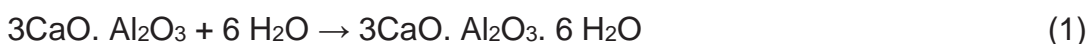
### 3.2.2 Moagem e homogeneização de farinha

A moagem de farinha é uma das principais etapas do processo de produção do cimento. A farinha é o insumo principal do forno rotativo de clínquerização, sendo importante que essa possua umidade, granulometria e composição química uniforme (ALSOP; CHEN; TSENG, 2007).

A composição da química da farinha deve ser ajustada de forma a permitir a formação das fases do clínquer, conforme especificação do cimento Portland a ser produzido. As principais fases ou componentes presentes no clínquer são:  $C_3S$ ,  $C_2S$ ,  $C_3A$ ,  $C_4AF$  e cal livre. Taylor (1997) definiu as propriedades de cada componente, conforme a seguir:

- **$C_3S$** : componente mais importante do clínquer, com teor variando de 50-70%. Reage rapidamente com a água representando a fase mais importante para o desenvolvimento das resistências do cimento: inicial e a 28 dias. As resistências, inicial e a 28 dias, referem-se ao teste de resistência a compressão realizado em corpos de prova preparados de acordo a norma específica. O  $C_3S$  não ocorre como substância quimicamente pura no clínquer, pois incorpora na sua forma cristalina, óxidos minoritários ( $MgO$ ,  $Al_2O_3$ ,  $Fe_2O_3$  e outros). A presença destes elementos menores altera as propriedades do  $C_3S$  contribuindo em geral para aumentar sua resistência. Na sua forma impura, o  $C_3S$  é denominado de Alita.

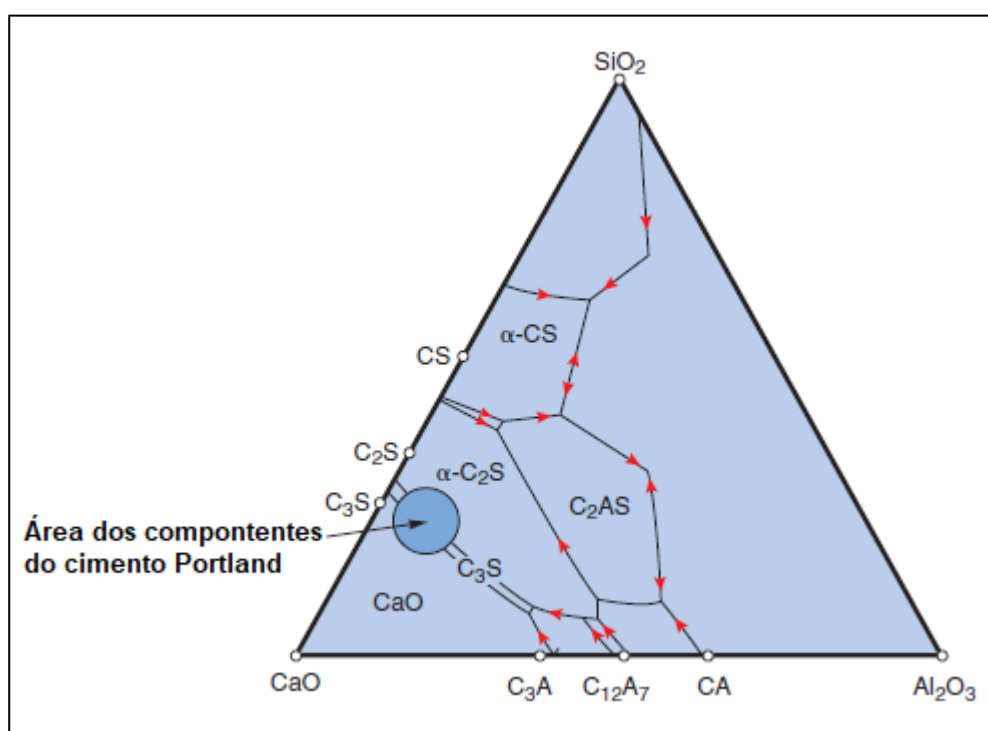
- **C<sub>2</sub>S**: constitui entre 15 a 30% do clínquer. Reage lentamente com a água contribuindo pouco para a resistência a 28 dias, mas significativamente para o aumento na resistência ao longo prazo. Também não é formado quimicamente puro no clínquer industrial, sendo denominado como Belita. As resistências da Alita e Belita puras, sob condições semelhantes, se igualam após um ano.
- **C<sub>3</sub>A**: constitui entre 5 a 10% do clínquer. A fase de aluminatos também incorpora na prática, elementos secundários. Nessa fase, a absorção de álcalis é maior que nas outras e apesar da sua reatividade com água ser bastante elevada, não apresenta resistência mecânica significativa. Na ausência de sulfato de cálcio, o C<sub>3</sub>A reage com a água ou com hidróxido de cálcio (substância resultante da hidratação da Alita e Belita) muito rapidamente, conforme as Equações 1 e 2:



As reações das Equações 1 e 2 provocam a pega ou endurecimento muito rápido do cimento. Para proporcionar maior trabalhabilidade à massa do cimento, sulfato de cálcio (na forma de gesso natural ou artificial) é adicionado durante o processo de moagem do cimento. Esse tem a função de agente retardador da pega.

- **C<sub>4</sub>AF**: constitui entre 5 a 15% do clínquer. Sua composição é substancialmente modificada pela variação na razão alumínio/ ferro e presença de elementos secundários. A taxa na qual reage com a água é geralmente alta no início e muito baixa ao longo prazo.
- **Cal livre**: normalmente o clínquer possui teor de cal livre até 2%. Um teor de cal livre acima de 2,5% é indesejável devido ao risco de expansibilidade na argamassa ou no concreto.

A Figura 6 mostra um diagrama ternário, no qual é possível visualizar a relação entre as principais fases ou componentes do clínquer



**Figura 6** – Diagrama ternário – Sistema CaO, SiO<sub>2</sub> e Al<sub>2</sub>O<sub>3</sub>.  
 Fonte: BHATTY; MILLER; KOSMATKA, 2004.

A composição do clínquer pode ser estimada a partir da análise química das matérias-primas utilizadas (farinha e combustível), usando equações derivadas do diagrama de fases para o sistema CaO-SiO<sub>2</sub>-Al<sub>2</sub>O<sub>3</sub>. Embora este método teórico não coincida com a determinação mineralógica do clínquer, ele é adotado para estimar a composição do clínquer a partir das matérias-primas utilizadas. As Equações de 3 a 6 apresentam as fórmulas de Bogue para estimativa da composição do clínquer (HEWLETT, 1998).

$$C_4AF = 3,043 \times (\%Fe_2O_3) \quad (3)$$

$$C_3A = 2,650 \times (\%Al_2O_3) - 1,692 \times (\%Fe_2O_3) \quad (4)$$

$$C_2S = 2,867 \times (\%SiO_2) - 0,7544 \times (\%C_3S) \quad (5)$$

$$C_3S = 4,071 \times (\%CaO) - 7,600 \times (\%SiO_2) - 6,718 \times (\%Al_2O_3) - 1,430 \times (\%Fe_2O_3) - 2,852 \times (\%SO_3) \quad (6)$$

Operacionalmente, a dosagem de matérias primas e o controle de qualidade da farinha são realizados usando outras relações. Estas relações são úteis, pois resumem características químicas e de queimabilidade das matérias-primas em um

número reduzido de parâmetros, sendo representadas pelas Equações 7 a 9 (DUDA, 1977):

$$\text{LSF} = (\% \text{CaO}) / [2,8 \times (\% \text{SiO}_2) + 1,18 \times (\% \text{Al}_2\text{O}_3) + 0,65 \times (\% \text{Fe}_2\text{O}_3)] \quad (7)$$

$$\text{MS} = (\% \text{SiO}_2) / [(\% \text{Al}_2\text{O}_3) + (\% \text{Fe}_2\text{O}_3)] \quad (8)$$

$$\text{MA} = (\% \text{Al}_2\text{O}_3) / (\% \text{Fe}_2\text{O}_3) \quad (9)$$

O *Lime Saturation Factor*, LSF, avalia a relação entre a Alita e a Belita, indicando a proporção de cal livre no clínquer a ser produzido: valor igual a 100 ou superior no clínquer, indica que a cal livre estará presente no equilíbrio à temperatura de clinquerização e pode persistir no clínquer produzido. Na prática, valores até 102 são aceitáveis, mas os valores típicos para fornos modernos são entre 92 e 98. Este parâmetro está muito associado com a dificuldade de queima da farinha no forno e a temperatura exigida para conversão do cálcio em silicatos (ALSOP; CHEN; TSENG, 2007).

O módulo de sílica, MS, avalia a proporção das fases dos silicatos no clínquer. Um aumento do MS reduz a quantidade de fase líquida no forno, dificultando a migração dos elementos para as frentes de reação. Isto afeta diretamente a queima da farinha, acarretando em elevado consumo térmico específico do forno (kcal/kg de clínquer). Valor usual entre 2,0 e 3,0 (BHATTY; MILLER; KOSMATKA, 2004).

O módulo de alumina, MA, relaciona os Aluminatos e Ferritas no clínquer, determinando a quantidade de fase líquida formada na etapa de clinquerização. Além disso, ele está associado à viscosidade da fase líquida (baixa quantidade de fase líquida = alta viscosidade). Esta viscosidade é muito importante na granulação do clínquer e para proteção dos tijolos refratários usados no revestimento do forno rotativo. Valor usual entre 1,0 e 2,0, podendo variar de valores menores que 1,0 até 4,0 dependendo do clínquer desejado (BHATTY; MILLER; KOSMATKA, 2004).

Estas relações, juntamente com outros elementos menores como álcalis e flúor, são controladas na farinha e determinam a dosagem das matérias-primas (calcário e argila) e aditivos corretivos como: minério de ferro, areia, fluorita e outros. Estes insumos são dosados usando balanças e introduzidos no moinho de farinha.

Quanto ao tipo de tecnologia, os moinhos de farinha comuns podem ser classificados como moinhos de bolas, moinhos horizontais ou moinhos verticais.

A primeira etapa do processo de moagem de farinha é a secagem. As matérias primas apresentam-se úmidas e necessitam ser secadas para facilitar o processo de moagem e transporte da farinha produzida até os silos de homogeneização. Para a operação de secagem, o moinho de farinha utiliza gases quentes provenientes do forno rotativo de clínquerização, que trocam calor no interior do moinho com as matérias-primas úmidas. Após a etapa de secagem ocorre o processo de cominuição ou moagem. O material moído é arrastado pelos gases utilizados na secagem e classificado em um separador ou classificador. A farinha com granulometria adequada é enviada para silos de homogeneização, sendo a fração grosseira retornada ao interior do moinho de farinha para ser reprocessada. Os silos de homogeneização são silos de armazenagem que buscam reduzir a variabilidade na composição da farinha, permitindo a operação contínua do forno rotativo de clínquerização durante as paradas dos moinhos de farinha (ALSOP; CHEN; TSENG, 2007).

### **3.2.3 Forno rotativo de clínquerização**

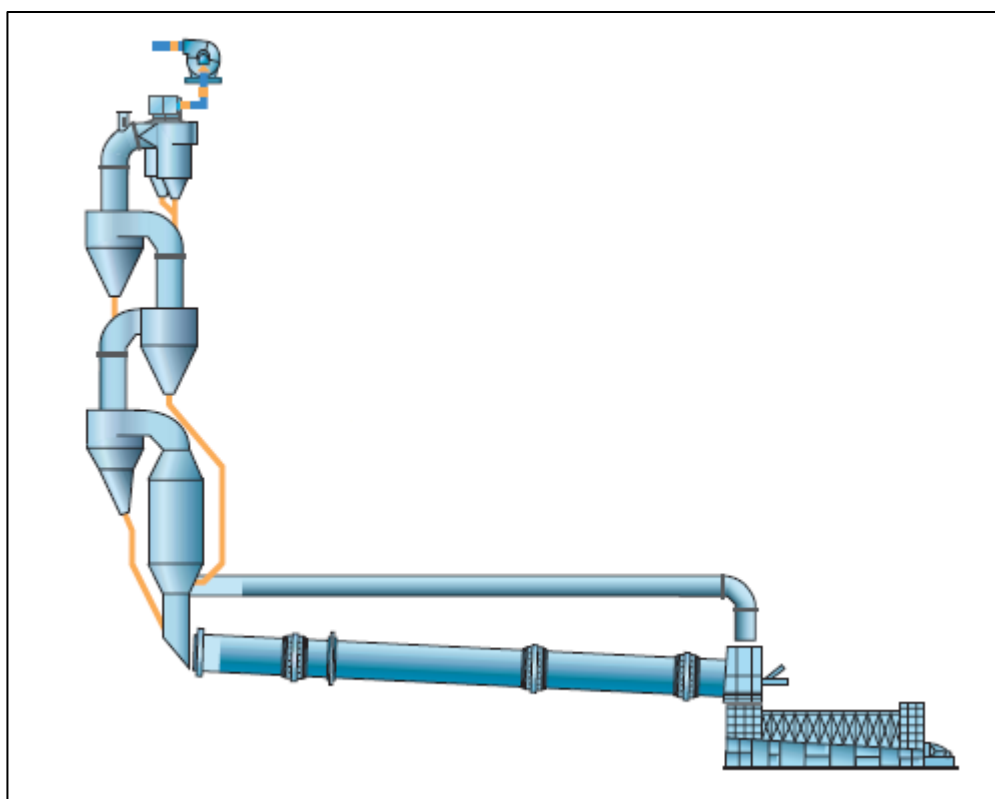
A farinha produzida e homogeneizada é transportada para o pré-aquecedor, equipamento/seção anterior ao forno rotativo de clínquerização. O tipo de pré-aquecedor adotado nas fábricas modernas consiste em um sistema que contempla uma torre de ciclones com pré-calcinador. Cada nível da torre de ciclones é denominado estágio, sendo estes numerados de cima para baixo. Os fluxos de gás e sólido (farinha) na torre de ciclones possuem sentido contracorrente, ou seja, a farinha flui de cima para baixo por gravidade e os gases quentes provenientes do forno rotativo fluem de baixo para cima, devido a pressão negativa gerada por pelos ventiladores de exaustão instalados na saída da torre de ciclones (SCHNEIDER et al., 2011).

A farinha é alimentada no duto de gases ascendentes do estágio inferior, *overflow* do ciclone do nível inferior, sendo transportada para o estágio superior. A separação dos gases e da farinha ocorre nos ciclones, onde os gases sobem pelo *overflow* para o estágio superior e a farinha desce pelo *underflow* para o estágio inferior, estágio no qual os gases se apresentam mais quentes. Este processo se repete estágio a estágio, incluindo a etapa no pré-calcinador, até que a farinha seja

introduzida no forno rotativo e os gases saiam pelo topo da torre. Os gases podem ser reaproveitados no processo de secagem da moagem de farinha, da moagem de combustível, da moagem de cimento ou descartados na chaminé (após processo de despoeiramento em filtro de mangas ou precipitador eletrostático) (PAULA, 2009).

A eficiência da troca térmica em cada estágio da torre de ciclones é muito importante para a recuperação da energia presente nos gases provenientes do forno rotativo e para a reação de descarbonatação das matérias-primas.

A Figura 7 apresenta um sistema de pré-aquecedor de 4 estágios, sendo o primeiro estágio composto por dois ciclones. O pré-calcinador está representado em linha com a torre de ciclones, sendo que o forno rotativo possui duto de ar terciário. Este favorece a combustão secundária que ocorre no pré-calcinador.



**Figura 7** – Sistema de pré-aquecedor com torre de ciclones com 4 estágios, pré-calcinador e duto de ar terciário.

Fonte: BHATTY; MILLER; KOSMATKA, 2004.

A farinha é introduzida no forno rotativo de clinquerização, após percorrer o sistema do pré-aquecedor. O forno rotativo é um tubo rotativo, revestido com tijolos refratários, com inclinação aproximada de 2 a 4%. Esta inclinação promove a movimentação do material em direção à saída do forno rotativo durante as reações

de clínquerização. O processo de clínquerização é endotérmico e necessita do aporte de energia térmica. Em uma fábrica de cimento, normalmente 25% da energia total utilizada é energia elétrica e os 75% restante é energia térmica (KARELLAS, 2013).

A carga térmica para a clínquerização da farinha nos sistemas atuais é distribuída no pré-calcinador (queima secundária ~ 60%) e no forno rotativo (queima primária ~ 40%). A injeção de combustível é feita através de queimadores. Estes queimadores podem ser alimentados com combustível sólido, gasoso, líquido ou até mesmo resíduos licenciados. O uso do combustível sólido, usualmente coque de petróleo ou carvão vegetal, exige um processo de moagem que permite que o combustível sólido moído seja transportado via sistemas pneumáticos. A injeção do combustível sólido moído ocorre juntamente com fluxos de ar de ajuste que são responsáveis por promover a mistura ar / combustível, facilitando o processo de combustão. Os ares de ajuste permitem definir a forma da chama do queimador, de acordo com a necessidade do processo: longa ou curta, concentrada ou dispersa. O controle da chama do queimador é de extrema importância para garantir a vida útil dos refratários e para a formação dos grãos das fases do clínquer (BHATTY; MILLER; KOSMATKA, 2004).

As Tabelas 2 e 3 apresentam as etapas do processo de clínquerização e as temperaturas na quais as principais reações ocorrem.

**Tabela 2** – Etapas do processo de clinquerização no forno rotativo.

Etapa do processo de clinquerização	Fenômenos envolvidos na clinquerização	Calor de reação (kJ/kg)
Evaporação da água livre residual e da água de combinação das argilas	$\text{H}_2\text{O}(\text{l}) \rightarrow \text{H}_2\text{O}(\text{v})$	+2443 (a 25 °C)
Descarbonatação ou calcinação	$\text{CaCO}_3(\text{s}) \leftrightarrow \text{CaO}(\text{s}) + \text{CO}_2(\text{g})$	+1766 (a 20 °C)
Decomposição do carbonato de magnésio	$\text{MgCO}_3(\text{s}) \rightarrow \text{MgO}(\text{s}) + \text{CO}_2(\text{g})$	+1188 (a 20 °C)
Formação da fase líquida	$3\text{CaO}(\text{s}) + \text{Al}_2\text{O}_3(\text{s}) \rightarrow 3\text{CaO} \cdot \text{Al}_2\text{O}_3(\text{s}) (\text{C}_3\text{A})$	-15 (a 20 °C)
	$4\text{CaO}(\text{s}) + \text{Al}_2\text{O}_3(\text{s}) + \text{Fe}_2\text{O}_3(\text{s}) \rightarrow 4\text{CaO} \cdot \text{Al}_2\text{O}_3 \cdot \text{Fe}_2\text{O}_3(\text{s}) (\text{C}_4\text{AF})$	-84 (a 20 °C)
Formação do silicato dicálcico	$2\text{CaO}(\text{s}) + \text{SiO}_2(\text{s}) \rightarrow 2\text{CaO} \cdot \text{SiO}_2(\text{s}) (\text{C}_2\text{S})$	-717 (a 20 °C)
Formação do silicato tricálcico	$3\text{CaO}(\text{s}) + \text{SiO}_2(\text{s}) \rightarrow 3\text{CaO} \cdot \text{SiO}_2(\text{s}) (\text{C}_3\text{S})$	-528 (a 20 °C)
Etapa do processo de clinquerização	Fenômenos envolvidos na clinquerização	Calor de reação (kJ/kg)

Fonte: RODRIGUES et al., 2016.

**Tabela 3** – Temperaturas das reações químicas de obtenção do clínquer.

Temperatura	Reação química
Acima de 800 °C	Início do processo de fabricação de CaO
Entre 1095 e 1205 °C	Formação do C <sub>3</sub> A e C <sub>4</sub> AF
Entre 1260 e 1455 °C	Formação do C <sub>3</sub> S a partir do C <sub>2</sub> S com quase extinção da cal livre (CaO)
Entre 1455 e 1300 °C	Cristalização da fase líquida do C <sub>3</sub> A e do C <sub>4</sub> AF. Os silicatos C <sub>2</sub> S e C <sub>3</sub> S praticamente não sofrem alterações tanto na forma como na composição
Acima de 800 °C	Início do processo de fabricação de CaO
Entre 800 e 1200 °C	Formação do C <sub>2</sub> S
Entre 1095 e 1205 °C	Formação do C <sub>3</sub> A e C <sub>4</sub> AF

Fonte: RODRIGUES et al., 2016.

O processo de clinquerização inicia-se com a secagem da água livre, ou remoção da umidade da farinha com temperaturas de até 200 °C. Posteriormente, entre 100 e 400 °C ocorre a perda da água adsorvida na superfície e presente nos minerais argilosos. A água combinada quimicamente é removida em temperaturas mais altas, geralmente entre 400 e 750 °C. A decomposição da argila forma a metacaolinita ( $\text{Al}_2\text{O}_3 \cdot 2\text{SiO}_2$ ) que posteriormente, com a temperatura chegando aos 900 °C, se decompõe em óxidos ativos  $\text{Al}_2\text{O}_3$  e  $\text{SiO}_2$  (TAYLOR, 1997).

O carbonato de cálcio ( $\text{CaCO}_3$ ) é decomposto em  $\text{CaO}$  e  $\text{CO}_2$  teoricamente a temperaturas acima de  $896\text{ }^\circ\text{C}$  para a substância pura. Com a presença dos outros componentes presentes na farinha a dissociação ocorre em temperaturas menores. Na prática começa entre  $550$  e  $600\text{ }^\circ\text{C}$  devido as reações do  $\text{CaO}$  com  $\text{SiO}_2$ ,  $\text{Al}_2\text{O}_3$ , e  $\text{Fe}_2\text{O}_3$  resultando em CA ( $\text{CaO}\cdot\text{Al}_2\text{O}_3$ ), CS ( $\text{CaO}\cdot\text{SiO}_2$ ) e  $\text{C}_{12}\text{A}_7$  ( $12\text{CaO}\cdot 7\text{Al}_2\text{O}_3$ ). Estas reações sólidas são precursoras das reações de formação dos compostos do clínquer ( $\text{C}_3\text{A}$ ,  $\text{C}_4\text{AF}$  e  $\text{C}_2\text{S}$ ) que se iniciam acima de  $800\text{ }^\circ\text{C}$ . Estas reações são lentas e são influenciadas principalmente pela granulometria da farinha e pela temperatura de queima aplicada (HEWLETT,1998).

A formação de fase líquida, denominada clinquerização ou sinterização, inicia a temperaturas entre  $1260$  e  $1310\text{ }^\circ\text{C}$ . Com o aumento da temperatura a quantidade de fase líquida chega a um range de  $20$  a  $30\%$  a  $1450\text{ }^\circ\text{C}$ , o que facilita a migração dos reagentes para formação do principal componente do clínquer,  $\text{C}_3\text{S}$ . O  $\text{C}_2\text{S}$  e o  $\text{C}_3\text{S}$  estão presentes como fase sólida dentro do líquido de sinterização, que contém todo  $\text{Al}_2\text{O}_3$  e  $\text{Fe}_2\text{O}_3$ . Estas reações podem ser aceleradas pelo aumento da quantidade de fase líquida, redução da viscosidade da fase líquida e redução da proporção de partículas grossas (principalmente quartzo –  $\text{SiO}_2$ ) na farinha (DUDA, 1997).

A Figura 8 mostra a evolução das reações no forno de clínquer com a temperatura ao longo do forno e o tempo de residência do material no forno. Verifica-se que o tempo de residência no pré-aquecedor é muito baixo e que as reações sólidas ocorrem em um tempo maior nas zonas de calcinação e transição do forno.



mais fácil queima do combustível e menor o consumo térmico de combustível (BHATTY; MILLER; KOSMATKA, 2004).

### **3.2.4 Moagem de cimento**

Os moinhos de cimento, assim como os moinhos de farinha podem ser classificados, quanto ao tipo de tecnologia, em moinhos de bolas, moinhos horizontais ou moinhos verticais. Alguns projetos de aumento de capacidade de moinhos antigos em operação incluem o uso de prensas de rolos como etapa de pré-moagem (SCHNEIDER et al., 2011).

As matérias-primas para produção do cimento são dosadas no moinho de cimento, de acordo com o tipo de cimento a ser produzido. As matérias-primas utilizadas nos cimentos Portland comuns são: clínquer, sulfato de cálcio na forma de gesso natural ou sintético, calcário e adições como escória de alto-forno, filler e pozolana (NEVILLE; BROOKS, 2010).

As etapas do processo de moagem de cimento são similares às apresentadas na moagem de farinha (secagem, moagem, classificação e transporte). O cimento produzido é enviado para silos de estocagem, sendo ensacado usualmente em sacos de 50 kg ou comercializado em granel.

## **3.3 Desenvolvimento de sensores virtuais na indústria cimenteira**

### **3.3.1 Introdução**

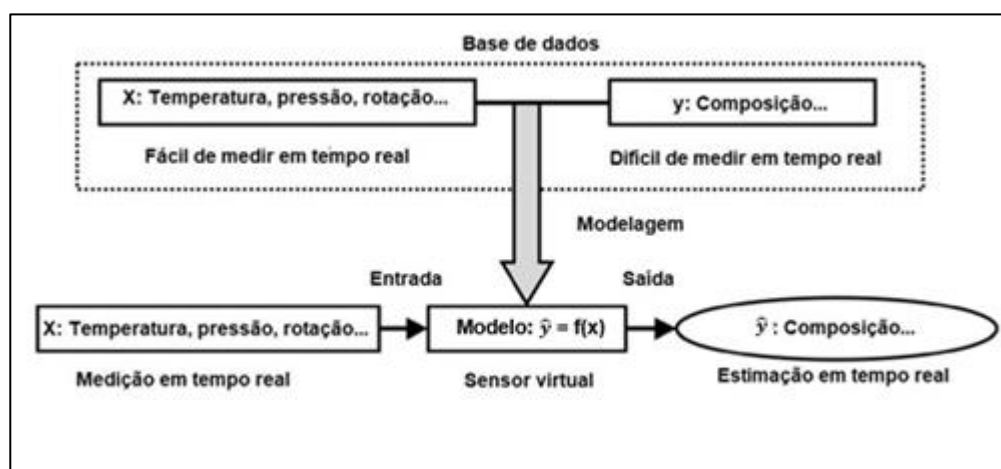
A operação estável de plantas industriais exige o monitoramento e supervisão em tempo real das condições de operação e das variáveis de controle de processo pelos operadores (FUNATSU, 2016). Entretanto, algumas variáveis de processo importantes não são facilmente medidas em tempo real devido às dificuldades técnicas para medição, necessidade de ensaios de laboratório detalhados, custo elevado de investimento e baixa confiabilidade dos instrumentos de medição, dentre outros. Essas dificuldades de medição podem ocasionar a produção de produtos fora de especificação, maior consumo energético e até mesmo condições inseguras de operação.

A estimativa das variáveis de processo através do uso de sensores virtuais se apresenta como alternativa interessante e de baixo custo para solucionar a indisponibilidade dos valores de variáveis de processo.

### 3.3.2 Definição e tipos de sensores

Sensores virtuais são modelos inferenciais capazes de estimar em tempo real variáveis de processo não medidas, a partir de outras variáveis disponíveis medidas instantaneamente (JAMES; LEGGE; BUDMAN, 2000). Os sensores virtuais são modelos matemáticos que expressam o valor de uma variável não medida em função de outros parâmetros de entrada conhecidos ou mensuráveis ou modelos empíricos baseados em dados reais de entrada e saída do processo (PANI; MOHANTA, 2016). Os sensores virtuais englobam modelos físicos e químicos e procedimentos matemáticos e estatísticos. Eles utilizam os dados de processo disponíveis em tempo real na planta industrial para calcular o valor de uma variável de processo chave que não pode ser medida diretamente. Os sensores virtuais podem fornecer informações adicionais para partidas mais seguras de plantas industriais (dentro dos limites de segurança), inferindo sobre os resultados do processo ou dados do produto (FRAUENDORFER; HERGETH, 2017).

A Figura 9 mostra o conceito básico de um sensor virtual, onde as variáveis X são fáceis de serem medidas e as variáveis Y são previstas ou estimadas através de um modelo matemático.



**Figura 9** - Ilustração do conceito básico de um sensor virtual.  
Fonte: FUNATSU, 2016.

Um sensor virtual pode fornecer valiosas informações em tempo real que são fundamentais para um controle de qualidade efetivo no processo. Sendo assim, os sensores virtuais são amplamente aplicados para a estimativa de valores de variáveis de qualidade do produto que são normalmente determinados por meio de amostragem e possuem análise manual (JAMES; LEGGE; BUDMAN, 2000).

A estimativa *online* das saídas do processo, principalmente relacionadas à qualidade do produto, em oposição à sua medição posterior por meio de analisadores automáticos e análises laboratoriais, representa uma característica interessante dos sensores virtuais (PANI; VADLAMUDI; MOHANTA, 2016). Esta permite uma ação mais rápida dos operadores no controle do processo e da qualidade do produto.

Na literatura, os sensores virtuais são normalmente categorizados, de acordo com o modelo, em três tipos: modelos fenomenológicos (modelos de caixa branca), modelos estatísticos ou empíricos (modelos caixa-preta) e modelos híbridos (modelos de caixa cinza).

Modelos fenomenológicos são construídos com base em modelos físico-químicos do processo atual. Embora não sejam requeridos dados de operação para a construção do modelo, nem todos os fenômenos podem ser considerados em modelos fenomenológicos e sua capacidade preditiva torna-se baixa durante distúrbios não previstos em plantas industriais (FUNATSU, 2016). Este tipo de modelo matemático é obtido através de equações que descrevam a natureza do processo, como balanços de massa e energia. Este tipo de modelo exige que se esteja familiarizado com o sistema a ser modelado, bem como conhecer as relações matemáticas que descrevam os fenômenos envolvidos (ZANATA, 2005).

Embora a modelagem de um processo a partir de modelos de caixa branca seja frequentemente desejável, na maioria dos casos, não é possível por causa da enorme complexidade envolvida ou dos trabalhos de computação intensiva envolvidos (PANI; VADLAMUDI; MOHANTA, 2016).

Os modelos estatísticos ou modelos empíricos são construídos usando um conjunto de dados de operação. Uma quantidade adequada de dados é necessária para a construção de modelos estatísticos apropriados (FUNATSU, 2016). Para este tipo de modelo, não é necessário um conhecimento detalhado do processo, podendo conseguir bons resultados com pouco ou nenhum conhecimento prévio do sistema

(ZANATA, 2005).

Os modelos híbridos (modelos de caixa cinza) são a combinação dos modelos de caixa branca e de caixa preta. O objetivo desses modelos é estimar tanto parâmetros como estados, através da combinação das relações matemáticas que descrevam os fenômenos envolvidos do processo com a base de dados de entrada e saída do processo (FUNATSU, 2016).

As técnicas de medição modernas permitem que uma grande quantidade de dados operacionais seja coletada, armazenada e analisada, tornando os modelos de caixa preta ou de caixa cinza mais utilizados do que os modelos de primeiros princípios em plantas industriais (PANI; VADLAMUDI; MOHANTA, 2016).

Verifica-se um volume reduzido de trabalhos, principalmente na literatura nacional, relacionados ao uso de sensores virtuais no processo industrial de produção de cimento Portland. A seguir, uma revisão de alguns trabalhos publicados em literatura aberta é apresentada com o intuito de avaliar oportunidades de aplicação.

### **3.3.3 Estudos para desenvolvimento de sensores virtuais em plantas industriais de produção de cimento**

Os trabalhos pesquisados avaliaram o uso de sensores virtuais para a predição da composição do clínquer, percentual de cal livre no clínquer, emissão de NO<sub>x</sub> nos fornos de cimento e determinação da finura ou retido do cimento. A escolha das variáveis citadas para aplicação do modelo de sensor virtual pelos autores deve-se a importância destas variáveis no monitoramento e controle do processo de produção do cimento, além da dificuldade de medição destas em tempo real.

A soma do tempo de residência do clínquer produzido no resfriador e do tempo de transporte e análise em laboratório do clínquer é usualmente superior a 1 hora e 30 minutos. O uso de sensores virtuais para predição da composição do clínquer ou do percentual de cal livre no clínquer (indicador da qualidade do clínquer) auxilia os operadores na tomada de decisão em tempo real, garantindo maior regularidade na qualidade do clínquer e menor risco de expansibilidade do cimento Portland. Além disso, a predição em tempo real da composição do clínquer ou do percentual de cal

livre no clínquer auxilia na redução do consumo térmico no forno, do custo de combustível/kg de clínquer produzido e da carga térmica do forno.

A emissão de NOx é um indicador de qualidade da combustão nos fornos de cimento. A predição do valor de NOx em tempo real é interessante, pois os analisadores de gases responsáveis pela análise *online* normalmente possuem baixa confiabilidade. Isto se deve ao ambiente abrasivo e pulverulento ao qual as sondas dos analisadores são submetidas nas plantas de cimento durante a coleta. A medição de NOx em fornos rotativos através de analisadores *online* é muito sensível às perturbações operacionais dentro do sistema do forno, o que resulta em indicação duvidosa. Nesse contexto o sensor virtual pode atuar em paralelo com o analisador em tempo real para checagem (LIN et al., 2007).

A moagem de cimento é a etapa do processo de produção de cimento com maior consumo de energia, sendo responsável por em média 75% do consumo total de energia (PANI; MOHANTA, 2014). Como o consumo de energia é calculado por kWh/tonelada produzida, um maior tempo de residência das matérias-primas para atingir a meta estipulada de retido ou finura do cimento possui impacto direto na produção tonelada/ hora. Como a análise para determinação do retido ou finura do cimento não é feita em tempo real, assim como a do clínquer, o uso da técnica de sensores virtuais é uma alternativa para redução de custo operacional da fábrica.

Na Tabela 4, as propriedades a serem preditas e técnicas utilizadas para o desenvolvimento dos sensores virtuais nos trabalhos analisados são apresentadas. Além disso, na Tabela 4, podemos verificar a diversidade de técnicas que podem ser empregadas para o desenvolvimento dos sensores virtuais, destacando-se o uso de redes neurais e métodos estatísticos.

**Tabela 4** – Estudos relacionados a aplicação de sensores virtuais na produção de cimento Portland.

Propriedade	Referência	Técnicas empregadas
Composição do clínquer e do percentual de cal livre no clínquer	(LIN et al, 2007)	PCR (regressão por componentes principais) e PLS (mínimos quadrados parciais)
	(YUAN, J. et al, 2012)	Regressão linear, regressão não linear, rede neural de propagação posterior (BP) e modelo de rede neural de função de base radial (RBF)
	(PANI; VADLAMUDI; MOHANTA,2013)	Rede neural de propagação posterior (BP), rede neural de função de base radial (RBF) e rede neural de regressão
	(PANI; MOHANTA,2016)	Rede neural de regressão, rede neural de propagação posterior (BP), rede neural de função de base radial (RBF) e modelo de inferência Fuzzy Takagi-Sugeno
	(LI; WANG; CHAI, 2015)	Entropia Fuzzy para interpretação das imagens, rede neural <i>Feed-forward</i> (FF) e <i>Decorrelated neural-net ensemble</i> (DNNE)
	(LI et al., 2015)	
Emissão de NOx no forno	(LIN; JØRGENSEN, 2011)	PCA (Análise por componentes principais) e PLS (mínimos quadrados parciais). Uso de imagens
	(LIN et al, 2007)	PCR (regressão por componentes principais) e PLS (mínimos quadrados parciais)
Finura ou retido do cimento	(PANI; MOHANTA,2014)	Regressão simples, superfície de resposta quadrática, SVR (regressão vetorial de suporte), inferência Fuzzy (Mamdani e Sugeno) e ANFIS (inferência adaptativa neuro-fuzzy)
	(PANI; MOHANTA,2013)	Modelo híbrido de PCA (Análise por componentes principais) e redes neurais artificiais.
	(STANIŠIĆ et al.,2015)	Rede neural perceptron de múltiplas camadas (MLP).

Fonte: Próprio autor.

### 3.3.4 Sensores virtuais para predição da composição do clínquer e do percentual de cal livre no clínquer

LIN et al. (2007) apresentaram exemplos de criação de sensores virtuais para predição de cal livre nos fornos rotativos de cimento, utilizando técnicas multivariadas robustas como PCR (regressão por componentes principais) e PLS (mínimos quadrados parciais). Como sensores virtuais derivados de PCR e de PLS se deterioram na presença de *outliers*, a detecção e remoção destes constitui uma pré- etapa essencial para o projeto do sensor. Uma abordagem univariada, com o uso do identificador de Hampel seguido por PCA, foi utilizada pelos autores para avaliação dos *outliers* e posterior aplicação dos modelos. Para a predição da cal livre no clínquer, foram utilizadas 13 variáveis de processo como entrada: corrente do forno rotativo (A), as taxas de combustível no pré-calcinador e no forno rotativo (toneladas/hora), taxa de alimentação do forno rotativo (toneladas /hora) e várias medidas de temperatura dentro do sistema do forno rotativo (°C) - sem variáveis relacionadas à qualidade das matérias-primas. Desta forma, os autores eliminaram os desvios devido às flutuações na qualidade das matérias-primas de entrada no valor predito pelo sensor virtual. Para elaboração dos modelos, foram utilizadas 12.500 amostras (6.500 para treinamento e 6.000 para validação dos modelos). A média dos dados online foi coletada a 10 minutos, sendo os dados de cal livre no clínquer (variável de saída) registrados a cada 2 horas. Comparando os valores da soma dos erros residuais (valor predito menos valor real) ao quadrado dos modelos obtidos por PCR e por PLS, o modelo por PLS mostrou-se mais robusto durante a etapa de validação. Entretanto, ambos os modelos apresentaram desvios significativos na predição ao serem submetidos a mudanças bruscas no processo, sem o uso de entradas atrasadas.

YUAN, J. et al. (2012) pesquisaram a predição do percentual ou teor cal livre, baseando-se em modelagem empírica de redes neurais artificiais e em regressão linear e não-linear. Os autores consideraram três variáveis de processo como entrada (taxa de alimentação do forno rotativo (tonelada / hora), taxa de combustível (toneladas / hora) e rotação do forno rotativo (RPM) e três variáveis de qualidade da alimentação do forno rotativo como entrada (*Lime Saturation Factor* (LSF), MA (módulo de alumina) e MS (módulo de sílica) para a elaboração de 4 modelos diferentes: modelo de regressão linear, modelo de regressão não linear, rede neural

de propagação posterior (BP) e modelo de rede neural de função de base radial (RBF). Quanto ao número de amostras, foram selecionadas 100 amostras, sendo 75 amostras utilizadas para elaboração dos modelos e treinamento e 25 amostras para validação dos modelos. Através da análise do erro quadrático médio do valor predito e o valor real para cal livre, os modelos de redes neurais apresentaram melhor desempenho, ou seja, menor erro quadrático médio (modelo de regressão linear = 0,2434, modelo de regressão não linear = 0,6678; modelo de rede neural BP = 0,0316; modelo de rede neural RBF= 0,0133). Os autores não forneceram dados sobre a frequência de aquisição dos dados das variáveis de entrada e dos dados medidos da variável de saída - cal livre no clínquer.

Com o intuito de determinar outros parâmetros do clínquer para uma melhor estimativa da qualidade, PANI, VADLAMUDI e MOHANTA (2013), desenvolveram sensores virtuais também baseados em redes neurais artificiais. Foram propostos três tipos de modelos de rede (propagação posterior, função de base radial e de regressão). Os modelos utilizaram nove variáveis de entrada (quatro variáveis de qualidade relacionadas a composição da alimentação do forno:  $\text{SiO}_2$ ,  $\text{Al}_2\text{O}_3$ ,  $\text{Fe}_2\text{O}_3$ ,  $\text{CaO}$  e cinco variáveis de processo relacionadas à operação do forno rotativo (velocidade (RPM), corrente (A), taxa de combustível (toneladas/hora), temperatura ( $^{\circ}\text{C}$ ) e taxa de alimentação do forno rotativo (toneladas/hora), resultando em oito variáveis de saída relacionadas aos parâmetros de qualidade do clínquer: cal livre, LSF, MA, MS,  $\text{C}_3\text{S}$ ,  $\text{C}_2\text{S}$ ,  $\text{C}_3\text{A}$  e  $\text{C}_4\text{AF}$ ). Assim como LIN et al.(2007), os autores utilizaram o identificador de Hampel para avaliação dos *outliers* da base de dados e posterior uso dos dados para o desenvolvimento dos modelos. Para elaboração dos modelos, após remoção de *outliers*, imputação de valores faltantes e normalização de dados, foram utilizadas 223 amostras (156 para elaboração dos modelos e treinamento e 67 para validação dos modelos). Os três modelos de rede propostos pelos autores inferiram valores para as oito variáveis de saída com erro quadrático médio abaixo de 1% na etapa de treinamento. Entretanto, na etapa de validação, o desempenho do modelo RBF foi melhor entre os demais modelos propostos. Os autores não forneceram dados sobre a frequência de aquisição dos dados das variáveis de entrada e dos dados medidos das variáveis de saída.

PANI e MOHANTA (2016) também propuseram sensores virtuais para inferir simultaneamente oito parâmetros de qualidade de clínquer (cal livre, LSF, MA, MS,

C<sub>3</sub>S, C<sub>2</sub>S, C<sub>3</sub>A e C<sub>4</sub>AF) utilizando estatística multivariada para detecção de *outliers*, modelo de rede neural de regressão, modelo de rede neural BP, modelo de rede neural RBF e modelo de inferência Fuzzy Takagi-Sugeno. Para a predição dos oito parâmetros, os autores utilizaram cinco variáveis de processo como entrada (taxa de alimentação do forno (tonelada / hora), taxa de combustível (toneladas / hora), rotação do forno rotativo (RPM), corrente do motor do forno rotativo (A) e temperatura (°C)) e 4 variáveis de qualidade como entrada (SiO<sub>2</sub>, Al<sub>2</sub>O<sub>3</sub>, CaO e Fe<sub>2</sub>O<sub>3</sub> da farinha de alimentação do forno rotativo). Quanto ao número de amostras, foram selecionadas 223 amostras, sendo 112 amostras utilizadas para elaboração e treinamento dos modelos e 111 amostras para validação dos modelos. O modelo de inferência Fuzzy Takagi-Sugeno produziu os melhores resultados, apresentando o menor erro quadrático médio quando comparado aos demais modelos propostos. Assim como YUAN, J. et al. (2012), PANI, VADLAMUDI e MOHANTA (2013), os autores não forneceram dados sobre a frequência de aquisição dos dados das variáveis de entrada e dos dados medidos das variáveis de saída.

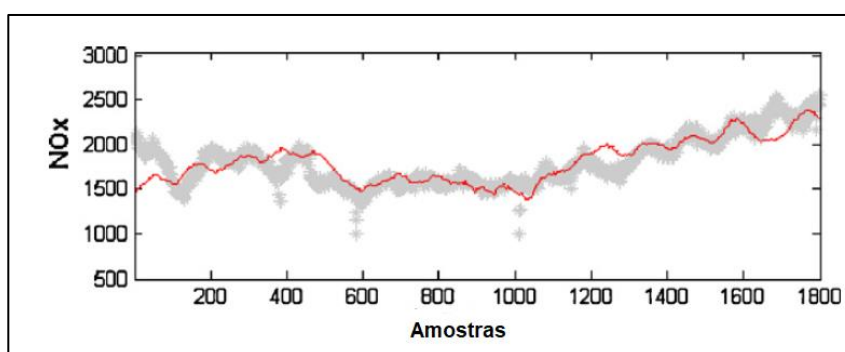
O uso de imagens associado a técnicas estatísticas no projeto de sensores virtuais para predição de cal livre é apresentado em LI, WANG e CHAI (2015) e em LI et al. (2015). Os resultados apresentados mostraram potencial dos modelos obtidos, apesar das limitações quanto a interpretação das imagens. Os autores nos dois trabalhos consideraram dez variáveis de processo como entrada (cor e formato da chama, grau de abertura do ventilador do forno rotativo (%), corrente do motor do forno rotativo (A), taxa de combustível (toneladas / hora), taxa de alimentação do forno rotativo (tonelada / hora), rotação do forno rotativo (RPM), pressão no cabeçote do forno rotativo, temperatura no cabeçote do forno rotativo (°C), temperatura na saída do forno rotativo (°C)) e quatro variáveis de qualidade da alimentação do forno rotativo como entrada (*Lime Saturation Factor* (LSF), MA (módulo de alumina), MS (módulo de sílica) e granulação. A média dos dados *online* e informações das imagens da câmera do forno foram coletadas a 1 minuto, sendo os dados de cal livre no clínquer (variável de saída) registrados a cada 1 hora via amostragem manual. Quanto ao número de amostras, os autores selecionaram 157 amostras, sendo 79 amostras utilizadas para elaboração dos modelos e treinamento e 78 amostras para validação dos modelos.

LI et al. (2015) utilizaram entropia Fuzzy para interpretação das imagens da

chama do forno rotativo associada a *Decorrelated neural-net ensemble* (DNNE). LI, WANG e CHAI (2015) propuseram modelos baseados também em redes neurais: rede neural *Feed-forward* (FF).

### 3.3.5 Sensores virtuais para predição de NOx nos fornos de cimento

LIN e JØRGENSEN (2011) desenvolveram uma proposta de projeto de sensores virtuais dinâmicos, onde características de imagens selecionadas são combinadas com variáveis de processo para melhorar o desempenho de predição de NOx em forno de cimento. As características das imagens da zona de queima do forno rotativo de clínquerização foram extraídas utilizando a técnica de análise multivariada PCA (análise por componentes principais), a partir de imagens obtidas de uma câmera RGB. Os autores transformaram esses dados em tonalidade, saturação e intensidade, sofrendo um procedimento de fusão com os dados de 21 variáveis de processo do forno rotativo para obter um modelo inferencial dinâmico por regressão de mínimos quadrados parciais (PLS). O resultado da etapa de validação do modelo é apresentado na Figura 10, sendo classificado como satisfatório. Os valores do modelo baseado em variáveis de processo e características de imagem são representados na linha contínua vermelha. A linha espessa em cinza mostra os valores medidos pelo analisador de gás do forno rotativo de clínquer.



**Figura 10** - Gráfico da validação do sensor virtual para predição da emissão de NOx por modelo PLS, utilizando com medidas de variáveis de processo e características de imagem.  
Fonte: (LIN; JØRGENSEN, 2011).

Além de sensores virtuais para predição de cal livre, LIN et al. (2007) também apresentaram sensores virtuais para predição da emissão de NOx nos fornos rotativos de clínquerização, utilizando técnicas multivariadas robustas como PCR (regressão por componentes principais) e PLS (mínimos quadrados parciais). Para a

predição da emissão de NOx foram utilizadas 43 variáveis de entrada de processo e 20.000 amostras (10.000 amostras para elaboração e treinamento dos modelos e 10.000 amostras para validação dos modelos). Os autores não citam as variáveis de processo utilizadas para a elaboração dos modelos. Para o pré-processamento dos dados, assim como para os sensores virtuais propostos para cal livre, foi utilizado o identificador de Hampel seguido por PCA para avaliação dos *outliers* e posterior aplicação dos modelos. Foram detectados 4155 *outliers*. O número expressivo de *outliers* pode estar relacionado às perturbações operacionais dentro do sistema do forno durante a coleta ou baixa confiabilidade do analisador de gás do sistema.

Assim como para o desenvolvimento dos sensores para predição de cal livre, os autores utilizaram a média dos dados online coletada a cada 10 minutos para as variáveis de entrada. Como os dados de NOx (variável de saída) são provenientes do analisador de gás do forno rotativo, a coleta de seu valor médio também foi realizada a cada 10 minutos. Os sensores virtuais propostos pelos autores para predição de NOx mostraram-se satisfatórios na predição, provendo informações complementares aos analisadores de gases.

### **3.3.6 Sensores virtuais para determinação da finura ou retido do cimento**

PANI e MOHANTA (2013) desenvolveram um modelo híbrido de PCA e com redes neurais artificiais de propagação posterior (BP) para determinar do tamanho da partícula do cimento produzido em moinhos verticais. Para a predição do tamanho de partícula do cimento, os autores utilizaram três variáveis de processo como entrada fluxo de gás quente através do moinho de cimento ( $\text{Nm}^3/\text{hora}$ ), velocidade do classificador (RPM) e alimentação do moinho (toneladas / hora). Os dados coletados de uma moagem de cimento industrial em operação foram pré-tratados para remoção de *outliers*, sendo divididos em conjuntos de treinamento e validação usando o algoritmo Kennard-Stone de seleção de subconjuntos. Quanto ao número de amostras, foram selecionadas 158 amostras, sendo 79 amostras utilizadas para elaboração dos modelos e treinamento e 79 amostras para validação dos modelos. Os resultados encontrados nas etapas de treinamento e validação do modelo híbrido foram satisfatórios (etapa de treinamento: coeficiente de determinação  $R^2 = 0,8974$  e erro quadrático médio = 0,1342/ etapa de validação: coeficiente de determinação  $R^2 =$

0,9150; erro quadrático médio = 0,1086).

PANI e MOHANTA (2014) propuseram também outros modelos do processo de moagem vertical de cimento utilizando regressão simples, superfície de resposta quadrática, regressão vetorial de suporte (SVR), inferência fuzzy (Mamdani e Sugeno) e inferência adaptativa neuro-Fuzzy (ANFIS) para determinar o tamanho da partícula do cimento produzido. Os autores mantiveram as variáveis de processo consideradas nos trabalhos anteriores (PANI; MOHANTA,2013). Os dados coletados pelos autores também foram pré-tratados para remoção de *outliers* e divididos em conjuntos de treinamento e validação usando o algoritmo Kennard-Stone de seleção de subconjuntos. Os modelos foram desenvolvidos utilizando o *software* MATLAB a partir dos dados de treinamento, sendo testados com os dados de validação. Os autores selecionaram 158 amostras, sendo 79 amostras utilizadas para elaboração dos modelos e treinamento e 79 amostras para validação dos modelos.

Ao analisar os resultados dos modelos de PANI e MOHANTA (2014), o modelo híbrido ANFIS, implementado no ambiente SIMULINK, apresentou um desempenho muito superior em comparação com os outros tipos de modelo propostos para ambos os conjuntos de dados: treinamento e validação (etapa de treinamento: coeficiente de determinação  $R^2 = 0,9490$  e raiz do erro quadrático médio = 0,0945 / etapa de validação: coeficiente de determinação  $R^2 = 0,9208$ ; raiz do erro quadrático médio = 0,1045). Este resultado é superior ao encontrado por PANI e MOHANTA (2013) utilizando um modelo híbrido de PCA e com redes neurais artificiais.

STANIŠIĆ et al. (2015) propuseram, a partir de modelos de caixa preta com base em uma rede neural perceptron de múltiplas camadas (MLP), dois sensores virtuais para estimação em tempo real da finura ou retido do cimento em moinho de bolas. Para selecionar as variáveis de entrada, a partir da base de dados industrial, os autores utilizaram um algoritmo denominado seleção de subconjunto de variável de entrada de informação teórica (ITSS). A adoção do algoritmo foi decorrente do grande número de variáveis de processo disponíveis (19 variáveis). Os dois modelos baseados em redes neurais artificiais MLP propostos pelos autores consideraram 3 diferentes conjuntos de variáveis de entrada. No modelo 1, as variáveis de entrada de processo foram: grau de enchimento da câmara 2 (%), taxa de alimentação de clínquer (toneladas /hora) e fluxo de rejeitos no separador (toneladas/hora). No modelo 2, adotou-se as seguintes variáveis de entrada de processo: pressão diferencial na

entrada do separador (bar), corrente do elevador (A) e grau de enchimento da câmara 1 (%). Os dados utilizados para o desenvolvimento dos sensores virtuais foram coletados de um circuito de moagem de cimento durante 4 meses de operação normal. Na fase de tratamento de dados, três tipos de *outliers* foram identificados e removidos: dados coletados durante a produção de cimentos com retido não medido pelo teste padrão, dados da operação do sistema durante a partida do moinho e *outliers* relacionados a medições discrepantes por sensores defeituosos. Ao todo, os autores selecionaram 980 amostras, sendo 550 amostras utilizadas para elaboração dos modelos e treinamento e 430 amostras para validação dos modelos.

Os modelos propostos por STANIŠIĆ et al. (2015) tiveram desempenho deteriorado ao longo do tempo. As redes obtidas foram retreinadas com o intuito de otimizar o resultado de erro quadrático médio dos modelos propostos, gerando 2 novos modelos. Os modelos obtidos a partir das redes neurais retreinadas foram utilizados como base para o desenvolvimento de dois sensores virtuais. Estes foram testados *off-line* e *online* em uma moagem de cimento em operação, sendo seus resultados satisfatórios quando comparados aos testes de laboratório. Durante o teste *online* industrial, os dois sensores virtuais criados indicaram as mudanças bruscas no processo antes do que os ensaios de laboratório, indicando robustez.

## **4 METODOLOGIA**

Este trabalho de pesquisa foi desenvolvido, com base nos dados provenientes de uma fábrica de cimento situada no estado de Minas Gerais. Os dados foram coletados durante visita técnica realizada na fábrica.

### **4.1 Caracterização da pesquisa**

Esta pesquisa pode ser caracterizada como um estudo de caso. Segundo Yin (2005), um estudo de caso é uma investigação empírica que investiga um fenômeno contemporâneo dentro de seu contexto da vida real, especialmente quando os limites entre o fenômeno e o contexto não estão claramente definidos.

### **4.2 Descrição do sistema da fábrica de cimento avaliada na pesquisa**

O sistema da fábrica de cimento em estudo é apresentado na Figura 55 do Anexo 1. O sistema inclui uma torre de ciclones simples de 6 estágios, um pré-calcinador e um forno rotativo de clinquerização com duto de ar terciário.

### **4.3 Elaboração da pesquisa**

#### **4.3.1 Obtenção dos dados operacionais**

Para avaliação da predição do teor de cal livre no clínquer, foi disponibilizada uma base de dados, obtida em um período de operação contínua de 75 dias, sendo essa constituída de dados *online* e de dados de análise de laboratório do % de cal livre no clínquer produzido. Os dados *online*, 28.222 leituras, foram recuperados através do *FactoryTalk Historian SE* da *Rockwell* (média a cada 5 minutos). O dado de % de cal livre no clínquer é obtido através de análise de laboratório a cada 3 horas, em processo estável e a cada 2 horas, em processo instável. Desta forma, a frequência de análise do % de cal livre no clínquer é variável. O número de resultados de análises de % de cal livre no clínquer, no período, foi igual a 752.

### 4.3.2 Modelagem dos dados operacionais

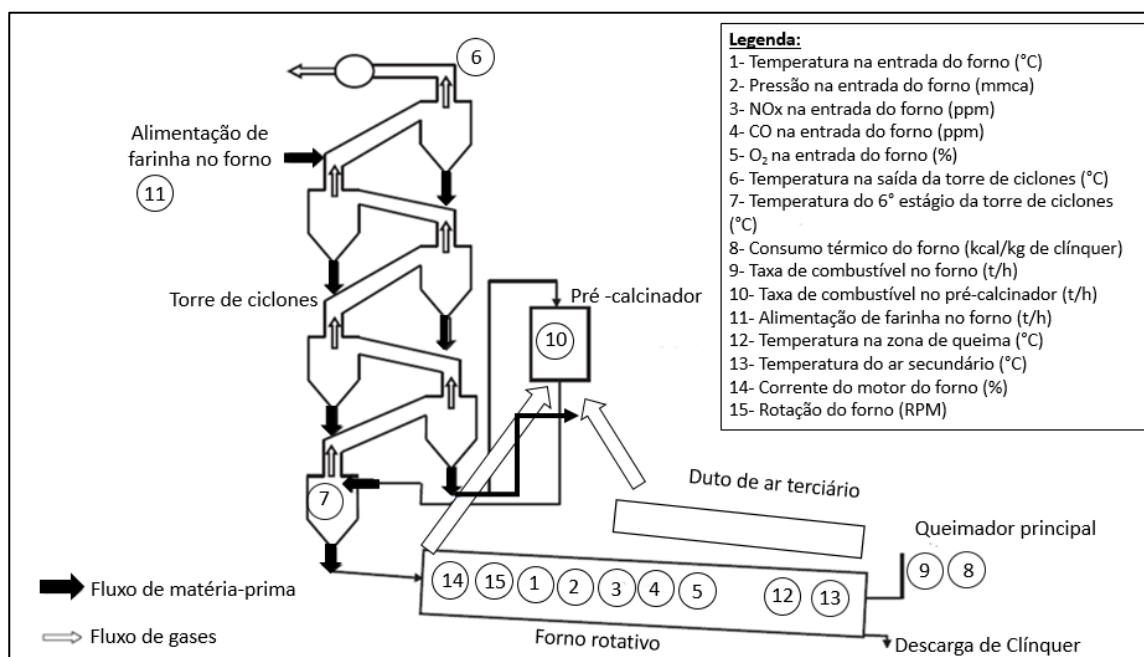
Com o intuito de desenvolver um modelo empírico de um sensor virtual para predição do teor de cal livre no clínquer na fábrica de cimento em estudo, foram selecionadas 15 variáveis de processo como entrada e uma variável de saída - cal livre no clínquer (%). As variáveis de entrada e de saída selecionadas para uso na elaboração do modelo empírico são listadas na Tabela 5. As variáveis de entrada foram selecionadas com base na literatura existente sobre sensores virtuais para predição de cal livre no clínquer e nas informações coletadas na visita técnica realizada na fábrica em estudo. Não foram consideradas variáveis de qualidade da farinha de alimentação do forno rotativo, como variáveis de entrada, devido à baixa frequência de análise estabelecida pela fábrica (a cada 12 horas).

**Tabela 5** – Variáveis de entrada e de saída utilizadas para elaboração do modelo empírico.

N°	Variável	Unidade	Classificação	Tipo de coleta
1	Temperatura na entrada do forno	°C	Entrada	Online
2	Pressão na entrada do forno	mmca	Entrada	Online
3	NOx na entrada do forno	ppm	Entrada	Online
4	CO na entrada do forno	ppm	Entrada	Online
5	O <sub>2</sub> na entrada do forno	%	Entrada	Online
6	Temperatura de saída da torre de ciclones	°C	Entrada	Online
7	Temperatura do 6º estágio da torre de ciclones	°C	Entrada	Online
8	Consumo térmico do forno	kcal/kg de clínquer	Entrada	Online
9	Taxa de combustível no forno	t/h	Entrada	Online
10	Taxa de combustível no pré-calcinador	t/h	Entrada	Online
11	Alimentação de farinha no forno	t/h	Entrada	Online
12	Temperatura na zona de queima	°C	Entrada	Online
13	Temperatura do ar secundário	°C	Entrada	Online
14	Corrente do motor do forno	%	Entrada	Online
15	Rotação do forno	RPM	Entrada	Online
16	Cal livre no clínquer	%	Saída	Análise de laboratório

Fonte: Próprio autor.

O sistema em estudo com a indicação das variáveis de entrada consideradas no estudo é apresentado na Figura 11. A alocação dos instrumentos, balanças e analisadores responsáveis pela leitura das variáveis é apenas ilustrativa e apresentam uma localização aproximada.



**Figura 11** - Apresentação do sistema com a identificação das variáveis de entrada consideradas no modelo.

Fonte: Próprio autor.

Durante o tratamento dos dados, os dados das variáveis de entrada e de saída foram compilados na mesma linha do tempo. Desta forma, a base de dados inicial foi reduzida para 752 conjuntos de dados, para cada variável. Modelos iniciais foram propostos considerando o processo dinâmico como estacionário para simplificação, a partir da base de dados disponível sem remoção de *outliers* e sem o uso de entradas atrasadas. Estes modelos baseados em redes neurais artificiais apresentaram resultados insatisfatórios, com baixo coeficiente de determinação  $R^2$  (aproximadamente 0,3000).

Em uma segunda etapa, os *outliers* da base de dados foram removidos com base em duas variáveis de entrada: alimentação de farinha no forno (*range*: 210 a 265 t/h) e consumo térmico do forno (*range*: 650 – 850 kcal/kg de clínquer). Os *ranges* considerados foram estabelecidos junto a equipe de processo da fábrica em estudo e contemplam uma operação estável. Desta forma, a base de dados tratada

e utilizada para a elaboração dos modelos contém 663 conjuntos de dados para cada uma das 15 variáveis de entrada e para a variável de saída. Os gráficos temporais das 16 variáveis, após o tratamento, são apresentados no Apêndice 1 (Figuras de 24 a 39).

De posse da base de dados sem *outliers*, atrasos em todas as variáveis de entrada em relação a variável de saída foram considerados. O ponto de partida foi um atraso de 30 minutos, em relação a variável de saída. Este tempo de atraso foi aumentado empiricamente a cada 30 minutos até 150 minutos. Desta forma, 75 variáveis de entrada atrasadas em relação a variável de saída foram consideradas, a partir das 15 variáveis de entrada originais. A inclusão destas variáveis de entrada atrasadas nos modelos visa compensar o desvio relacionado a coleta dos dados de cal livre no clínquer (atraso usualmente superior a 1 hora e 30 minutos em relação as variáveis de entrada *online*).

Como já exposto, o intervalo de análise da cal livre no clínquer não é regular, podendo variar em função da estabilidade do processo. Considerando este cenário, o uso da variável de saída atrasada como variável de entrada foi considerado. Três variáveis atrasadas foram consideradas: intervalo de tempo entre o valor atual e o valor anterior de cal livre no clínquer, último valor de cal livre no clínquer e penúltimo valor de cal livre no clínquer. Com adição destas 3 variáveis de saída como entradas atrasadas, um total de 78 variáveis de entrada com atraso são geradas a partir da base de dados original de 15 variáveis de entrada. No Apêndice 2, a Tabela 10 apresenta a lista completa das 78 variáveis de entrada com atraso em relação a variável de saída e as 15 variáveis de entrada sem atraso (total de 93 variáveis de entrada) consideradas na elaboração dos modelos empíricos.

Neste presente trabalho serão apresentados os modelos empíricos com melhores resultados. As técnicas adotadas, com base na revisão bibliográfica feita, para desenvolvimento dos modelos empíricos foram: regressão linear múltipla e redes neurais artificiais.

Os modelos que apresentaram os melhores resultados foram construídos da seguinte forma:

- Modelos com 15 variáveis de entrada originais no tempo atual, 60 variáveis de entrada atrasadas de 30 a 120 minutos e 3 variáveis de saída, como

descrito acima, como entradas atrasadas (78 variáveis de entrada – originais + atrasadas).

- Modelos com 15 variáveis de entrada no tempo atual, 75 variáveis de entrada atrasadas de 30 a 150 minutos e 3 variáveis de saída, como descrito acima, como entradas atrasadas (93 variáveis de entrada – originais + atrasadas).

Os modelos por regressão linear múltipla foram obtidos através de uma busca empírica exaustiva, testando todas as combinações possíveis. Foram adotados modelos polinomiais que incluíram as variáveis de entrada com os respectivos atrasos e o inverso destas variáveis. Inicialmente, polinômios de grau 1 foram considerados, sendo ajustados empiricamente até 5º grau (modelos com melhores resultados).

Desta forma, os modelos de regressão múltipla foram elaborados utilizando variáveis compostas constituídas do produto de 5 variáveis de entrada. O número de variáveis compostas empregado foi aumentado também gradativamente até que não houvesse mais significância estatística no aumento do número de variáveis.

A análise estatística das variáveis compostas dos modelos obtidos foi realizada. Apenas as variáveis significantes, com intervalo de confiança de 95%, foram mantidas nos modelos. O modelo com 78 variáveis de regressão contemplou 35 variáveis compostas significantes e o modelo com 93 variáveis de regressão contemplou 45 variáveis compostas.

A partir da base de dados tratada com 663 conjuntos de dados, de forma aleatória, 530 dados (80% dos dados) foram utilizados para a elaboração do modelo de regressão e 133 dados (20% dos dados) para validação do modelo estabelecido através regressão linear múltipla.

Para construção do modelo empírico utilizando redes neurais artificiais, um programa comercial foi empregado. Para a construção das redes foram consideradas 78 variáveis de rede ou 93 variáveis de rede, e 1 variável de saída. Não foram utilizadas variáveis compostas para a elaboração das redes. Foram salvas as 135 melhores redes, sendo os resultados das duas melhores redes obtidas apresentados neste trabalho. As duas melhores redes foram escolhidas buscando-se o maior valor do coeficiente de determinação  $R^2$  na etapa de validação. A partir da base de dados tratada com 663 conjuntos de dados, de forma aleatória, 563 dados (85% dos dados) foram utilizados para treinamento e 100 (15% dos dados)

dados para validação dos modelos estabelecidos através das redes neurais artificiais.

## 5 RESULTADOS E DISCUSSÕES

A seguir serão descritos os resultados obtidos na elaboração do modelo empírico, utilizando regressão linear múltipla e redes neurais artificiais para a predição do teor de cal livre no clínquer.

### 5.1 Análise dos dados operacionais

Para a elaboração do modelo empírico utilizando regressão linear múltipla e redes neurais artificiais, foram utilizados 663 dados de 15 variáveis de entrada e de 1 variável de saída. A estatística descritiva dos dados é apresentada na Tabela 6.

**Tabela 6** – Estatística descritiva dos dados operacionais.

N°	Variável	Média	Mediana	Mínimo	Máximo	Desvio padrão
1	Temperatura na entrada do forno	921,665	924,523	804,810	1010,396	31,077
2	Pressão na entrada do forno	-2,739	-2,741	-5,091	-0,117	0,567
3	NOx na entrada do forno	1802,324	1790,911	0,735	3589,651	531,882
4	CO na entrada do forno	0,061	0,008	0,000	3,999	0,333
5	O <sub>2</sub> na entrada do forno	5,481	5,400	1,849	9,990	1,455
6	Temperatura de saída da torre de ciclones	302,458	302,132	277,095	330,404	7,151
7	Temperatura do 6º estágio da torre de ciclones	873,264	872,372	850,881	937,751	7,337
8	Consumo térmico do forno	733,101	730,288	656,956	849,155	34,831
9	Taxa de combustível no forno	5,153	5,236	3,714	6,234	0,447
10	Taxa de combustível no pré-calcinador	8,821	8,663	4,538	11,996	1,295
11	Alimentação de farinha no forno	258,816	259,904	214,641	259,973	4,922
12	Temperatura na zona de queima	1322,837	1333,086	660,224	1494,527	84,842
13	Temperatura do ar secundário	940,736	942,917	716,907	1016,232	33,137
14	Corrente do motor do forno	72,636	73,111	51,377	100,440	9,160
15	Rotação do forno	5,430	5,500	3,800	6,012	0,360
16	Cal livre no clínquer	1,794	1,710	0,460	4,800	0,655

Fonte: Próprio autor.

A diferença entre os valores de mínimo e máximo deve-se aos distúrbios causados durante as partidas do forno rotativo, após paradas incidentais ou circunstanciais no período de aquisição dos dados. Além disso, instrumentos utilizados em regiões agressivas, como zona de queima e entrada do forno, possuem baixa confiabilidade devido ao ambiente abrasivo e pulverulento ao qual as são submetidos. Entretanto, os desvios padrão apresentados pelo conjunto de dados podem ser considerados aceitáveis, tendo em vista a natureza dos dados e grandeza de valor das variáveis.

A matriz de correlação, para a verificação da existência de relacionamento linear entre as variáveis, é visualizada na Tabela 11 do Apêndice 3.

A partir da análise da Tabela 11, verifica-se que todas as variáveis de entrada apresentaram valor de correlação inferiores a 0,27 ou superiores a -0,19 em relação a variável de saída. Desta forma, pode-se concluir que todas as variáveis de entrada indicam baixa correlação linear com a variável de saída.

Para verificação da não-linearidade entre as variáveis de entrada e a variável de saída, traçou-se os gráficos de correlação da variável de saída cal livre no clínquer em função de cada variável de entrada. Estes gráficos estão no Apêndice 4 (Figuras de 40 a 54). Através da análise dos gráficos das Figuras de 40 a 54 do Apêndice 4, não é possível confirmar o comportamento linear das variáveis de entrada, em relação a variável de saída. O coeficiente  $R^2$ , foi calculado utilizando o Excel em todos gráficos, sendo o maior valor de  $R^2$  registrado, em módulo, de 0,0196.

## **5.2 Análise dos melhores modelos empíricos baseados em regressão linear múltipla**

A seguir serão apresentados os dois melhores modelos polinomiais de 5º grau. O primeiro modelo foi gerado contemplando 78 variáveis de regressão (entradas originais da base de dados com os respectivos atrasos de 30 a 120 minutos e variável de saída atrasada). Na construção deste primeiro modelo de regressão linear múltipla, as variáveis de entrada foram agrupadas em 35 variáveis compostas significativas, constituídas de 5 variáveis de entrada. A equação simplificada do modelo proposto é apresentada a seguir na Equação 10:

$$\hat{y} = \beta_{35} * x_{35} + \beta_{34} * x_{34} + \dots + \beta_1 * x_1 + \beta_0 \quad (10)$$

Onde:  $\hat{y}$  = valor predito da variável de saída – Cal livre no clínquer e  $x$  = variáveis compostas, com  $i$  = de 1 a 35.

As variáveis de entrada que compõem as 35 variáveis compostas, bem como os coeficientes Beta do modelo obtido são apresentadas na Tabela 13 do Apêndice 6. Para elaboração do modelo empírico baseado em regressão linear múltipla, um conjunto de dados de 663 dados de 35 variáveis compostas, dos quais aleatoriamente, foram utilizados 530 dados (80% dos dados) para a construção e 133 dados (20% dos dados) foram utilizados para validação do modelo estabelecido através regressão linear múltipla.

O segundo modelo foi gerado contemplando 93 variáveis de regressão (entradas originais da base de dados com os respectivos atrasos de 30 a 150 minutos e variável de saída atrasada). Na construção deste segundo modelo de regressão linear múltipla, as variáveis de entrada foram agrupadas em 45 variáveis compostas significativas, constituídas de 5 variáveis de entrada. A equação simplificada do modelo proposto é apresentada a seguir na Equação 11:

$$\hat{y} = \beta_{45} * x_{45} + \beta_{44} * x_{44} + \dots + \beta_1 * x_1 + \beta_0 \quad (11)$$

Onde:  $\hat{y}$  = valor predito da variável de saída – cal livre no clínquer e  $x$  = variáveis compostas, com  $i$  = de 1 a 45.

As variáveis de entrada que compõem as 45 variáveis compostas, bem como os coeficientes Beta do modelo obtido são apresentadas na Tabela 12 do Apêndice 5. Para elaboração do modelo empírico baseado em regressão linear múltipla, um conjunto de dados de 663 dados de 45 variáveis compostas, dos quais aleatoriamente, foram utilizados 530 dados (80% dos dados) para a construção e 133 dados (20% dos dados) foram utilizados para validação do modelo estabelecido através regressão linear múltipla.

Com o intuito de avaliar o modelo de regressão linear múltipla, o coeficiente de determinação ( $R^2$ ) e o erro quadrático médio foram determinados através das Equações 12 e 13 definidas a seguir:

$$\text{Coeficiente de determinação} = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \quad (12)$$

$$\text{Erro quadrático médio} = \sum_{i=1}^n \frac{(y_i - \hat{y}_i)^2}{n} \quad (13)$$

Onde:  $\hat{y}_i$  = valor predito da variável de saída pelo modelo;  $\bar{y}_i$  = valor médio medido da variável de saída;  $y_i$  = valor medido da variável de saída;  $n$  = número de dados.

A Tabela 7 apresenta o coeficiente de determinação ( $R^2$ ) e o erro quadrático médio calculados para os melhores modelos estabelecidos através regressão linear múltipla para a predição de cal livre no clínquer.

**Tabela 7** – Coeficientes de determinação e erros quadráticos médios para os melhores modelos estabelecidos através regressão linear múltipla para a predição de cal livre no clínquer.

Técnica empregada	Grupo de dados	Coeficiente de determinação $R^2$	Erro quadrático médio
Regressão linear múltipla: 78 variáveis de regressão	Modelo de regressão: 530	0,6897	0,1310
	Validação: 133	0,6923	0,1382
Regressão linear múltipla: 93 variáveis de regressão	Modelo de regressão: 530	0,7309	0,1162
	Validação: 133	0,7192	0,1189

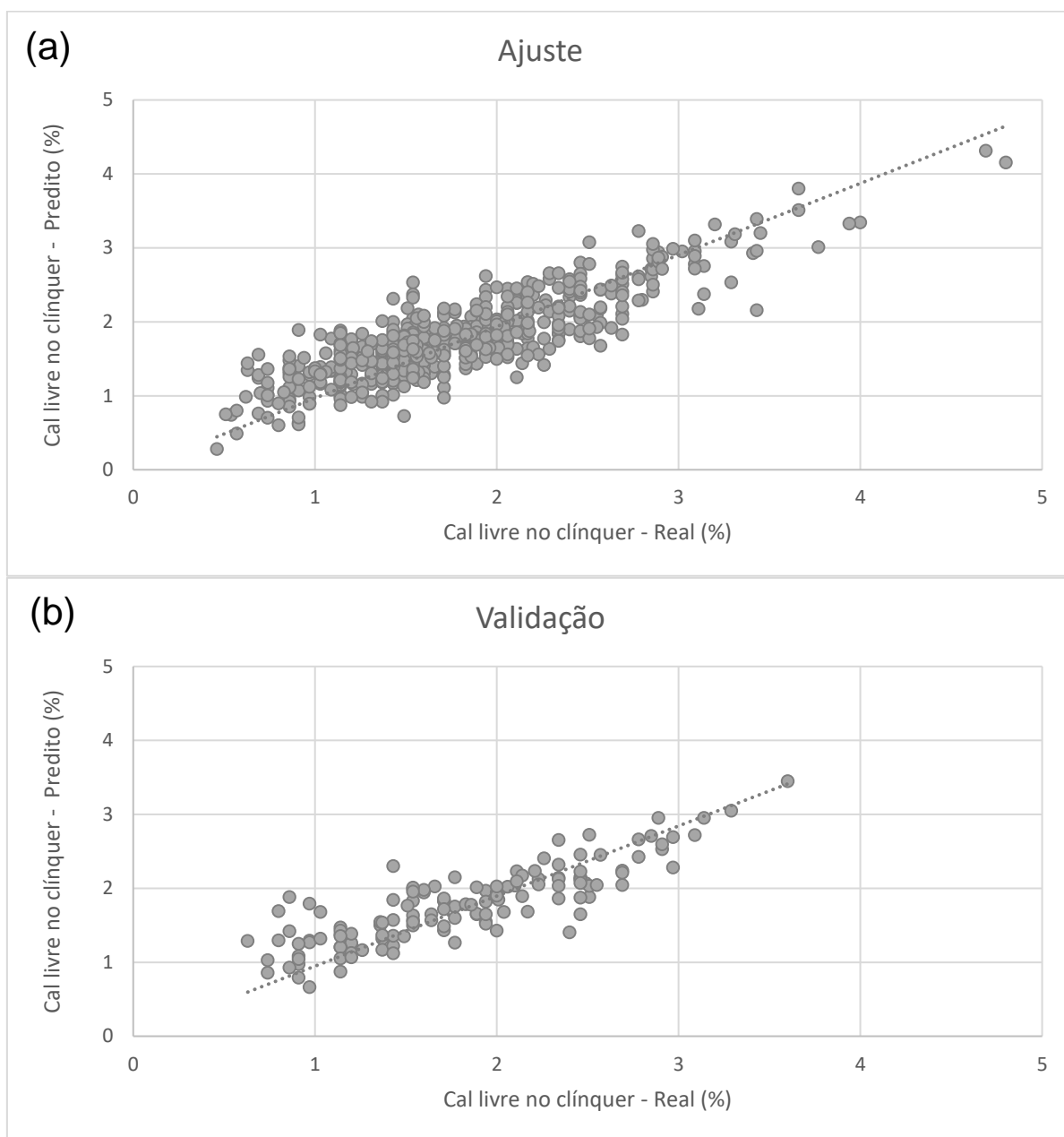
Fonte: Próprio autor.

Baseado no coeficiente de determinação e no erro quadrático médio apresentados na Tabela 7, o modelo de regressão múltipla com 93 variáveis de regressão apresentou melhor desempenho na predição da cal livre no clínquer, nas etapas de ajuste e de validação. Os dois modelos podem ser considerados satisfatórios. A adição das variáveis com atraso de 150 minutos, no modelo com 93 variáveis de regressão contribuiu para o delta entre os valores obtidos em relação ao modelo com 78 variáveis de regressão.

Na literatura utilizada na revisão bibliográfica deste trabalho, apenas YUAN, J. et al. (2012) propôs um modelo de regressão linear para predição de cal livre no clínquer, com 6 variáveis de entrada. Entretanto, apenas o valor do erro quadrático médio foi disponibilizado (0,2434). PANI e MOHANTA (2016) e PANI, VADLAMUDI e MOHANTA (2013) propuseram vários modelos obtidos através de redes neurais artificiais, apresentando os valores de  $R^2$ : faixa de 0,5820 a 0,9357 na etapa de treinamento e faixa de 0,1880 a 0,5710 na etapa de validação. Entretanto, os autores utilizaram apenas 5 variáveis de processo e 4 variáveis de qualidade como variáveis

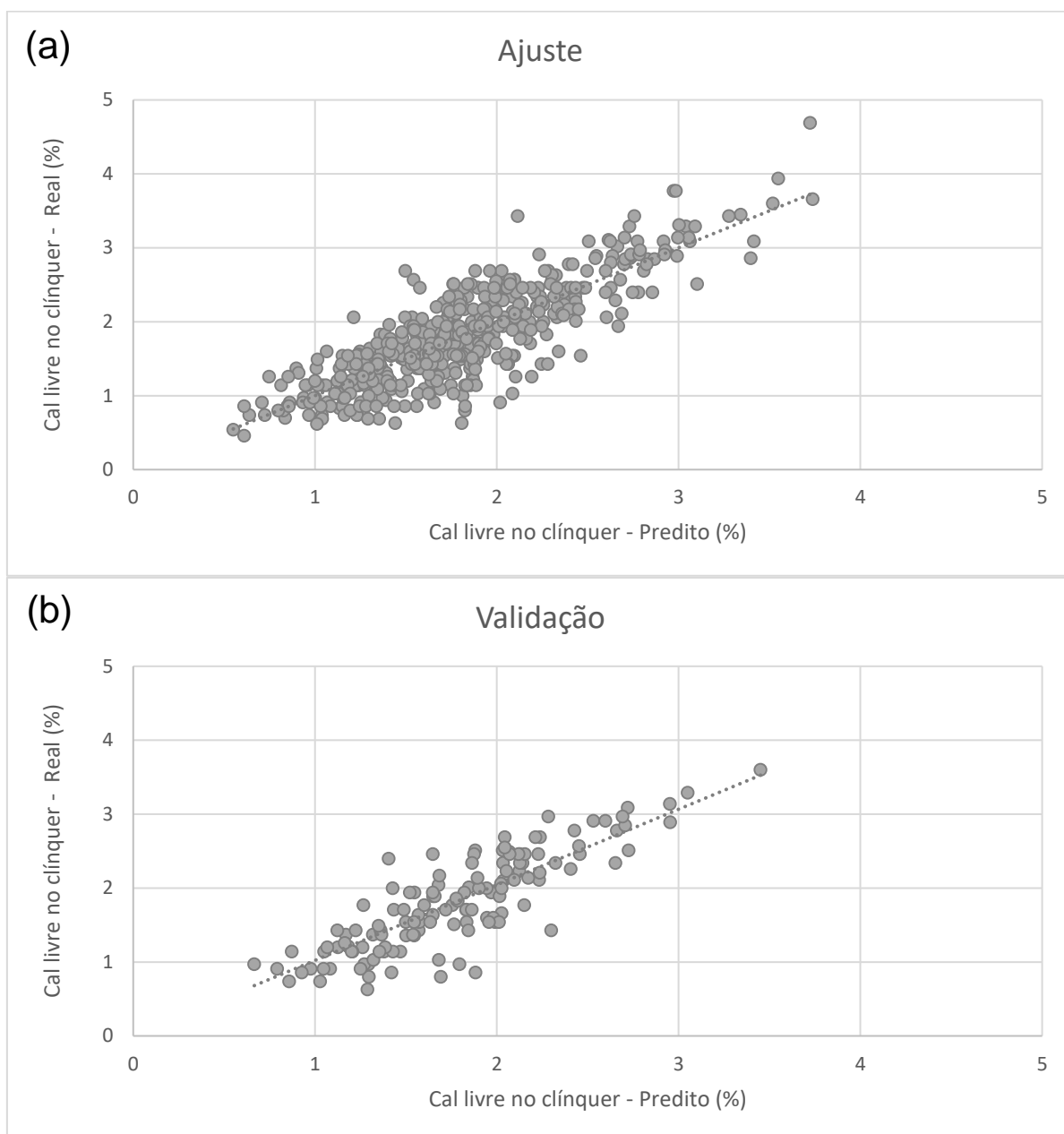
de entrada. No presente estudo, o número de variáveis de entrada é igual a 15, agrupadas nos modelos em 35 ou 45 variáveis compostas (considerando atraso e incluindo a variável de saída como entrada). Considerando a base de dados utilizada neste estudo, composta de dados industriais, e os resultados disponíveis na literatura, pode-se concluir que os modelos obtidos são satisfatórios. O melhor modelo de regressão múltipla com 93 variáveis de regressão explica 73,09% e 71,92% da variação na variável de saída (na etapa de ajuste e na etapa de validação, respectivamente).

As Figuras 12 e 13 apresenta os gráficos comparativos entre os valores reais e preditos de cal livre no clínquer pelo modelo de regressão linear múltipla, nas etapas de ajuste e validação. A análise dos resíduos é apresentada nas Figuras 14 e 15.



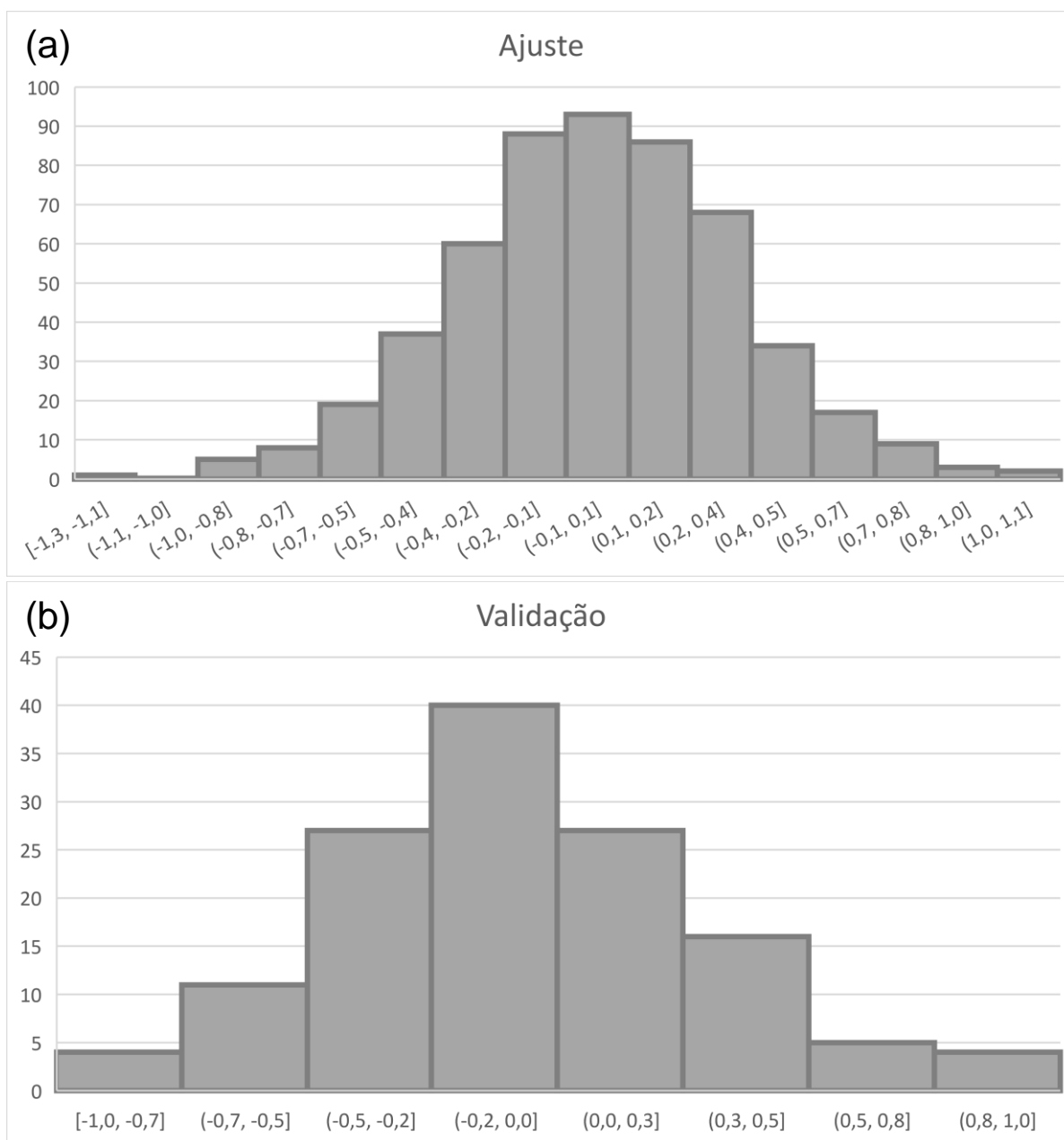
**Figura 12** – Gráficos comparativos entre o valor real e o valor predito de cal livre no clínquer pelo modelo de regressão linear múltipla – 78 variáveis de regressão na etapa de (a) ajuste e (b) validação.

Fonte: Próprio autor.



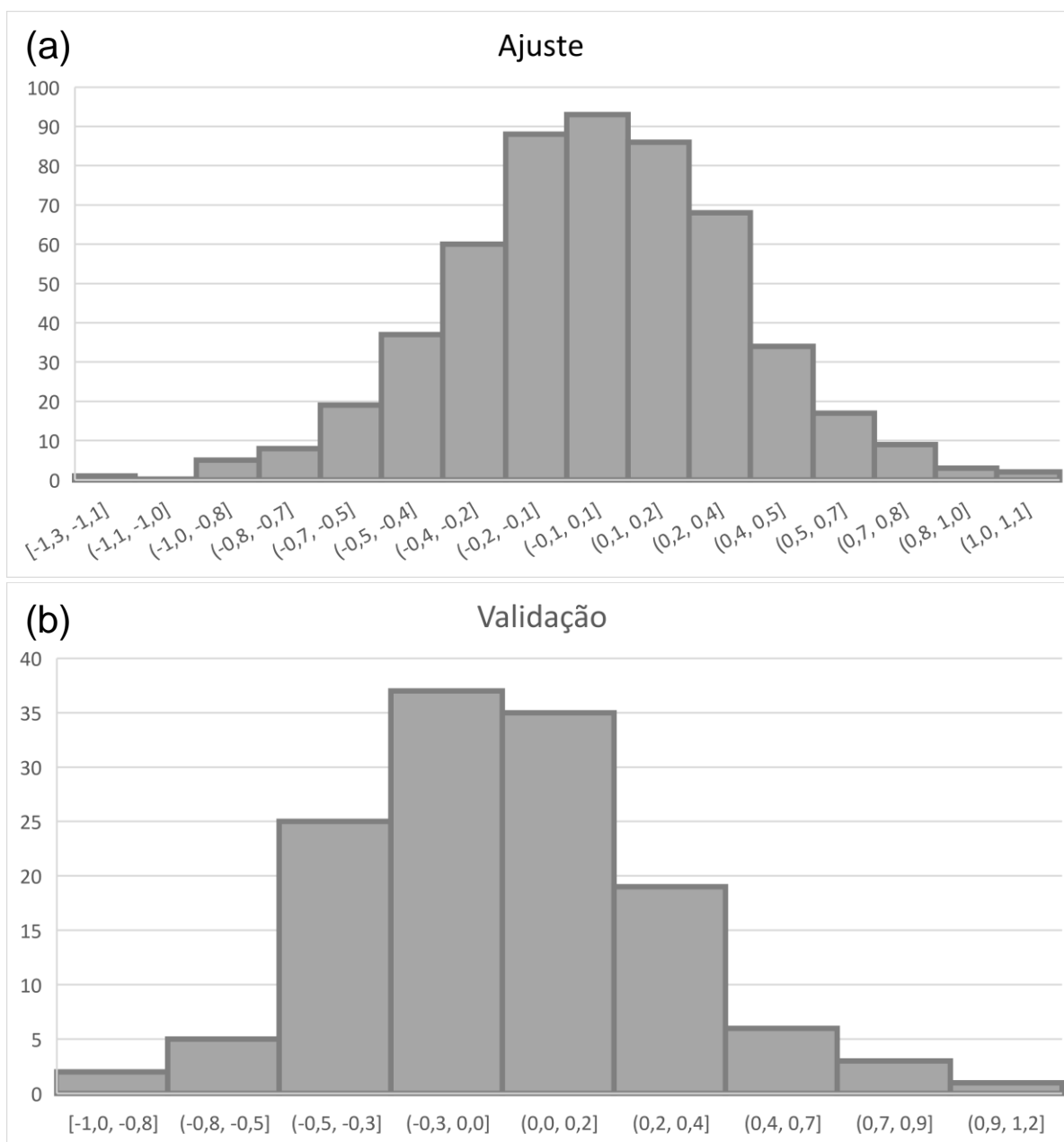
**Figura 13** – Gráficos comparativos entre o valor real e o valor predito de cal livre no clínquer pelo modelo de regressão linear múltipla – 93 variáveis de regressão na etapa de (a) ajuste e (b) validação.

Fonte: Próprio autor.



**Figura 14** – Gráficos comparativos da análise dos resíduos do modelo de regressão linear múltipla – 78 variáveis de regressão na etapa de (a) ajuste e (b) validação.

Fonte: Próprio autor.

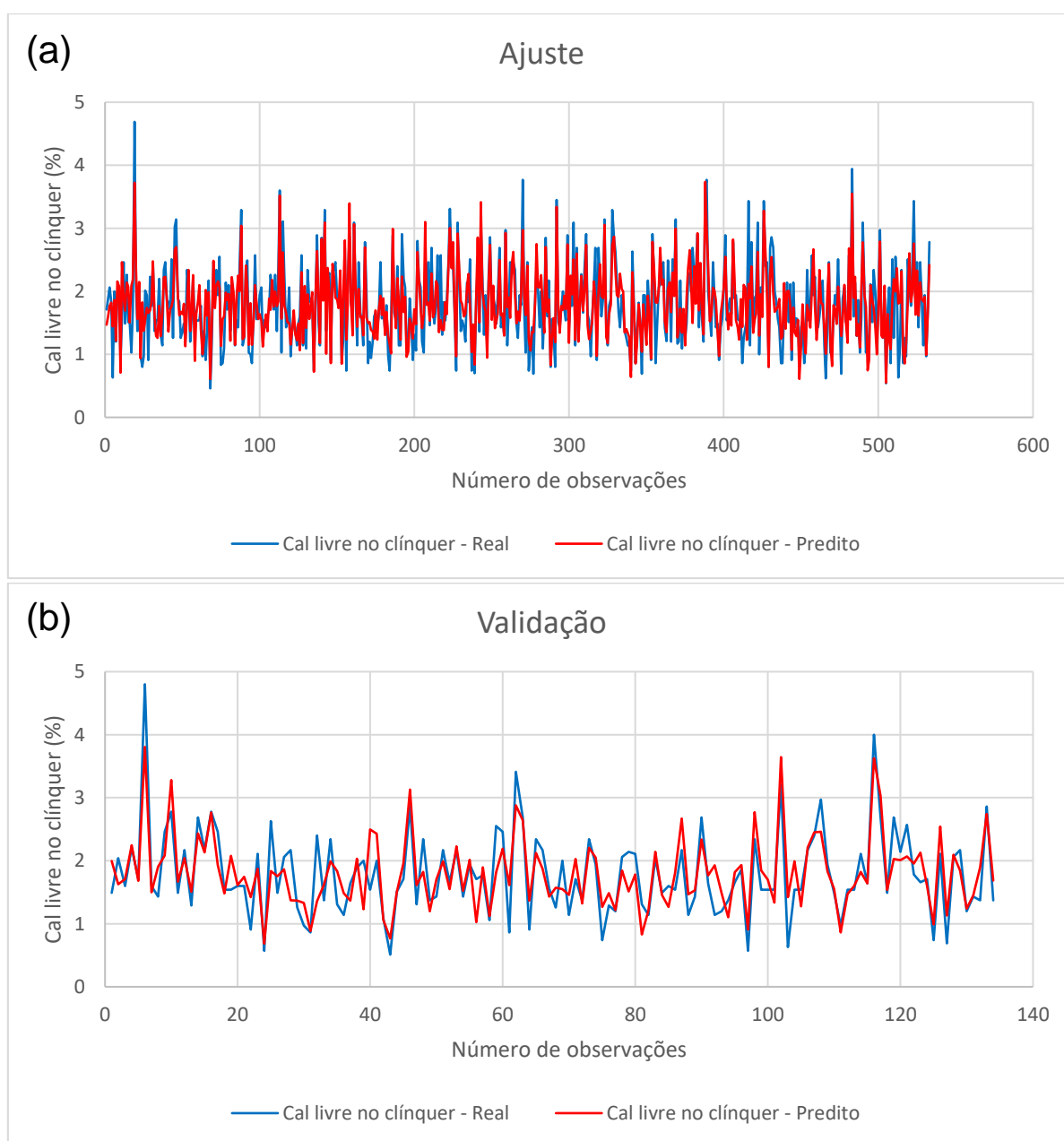


**Figura 15** – Gráficos comparativos da análise dos resíduos do modelo de regressão linear múltipla – 93 variáveis de regressão na etapa de (a) ajuste e (b) validação.

Fonte: Próprio autor.

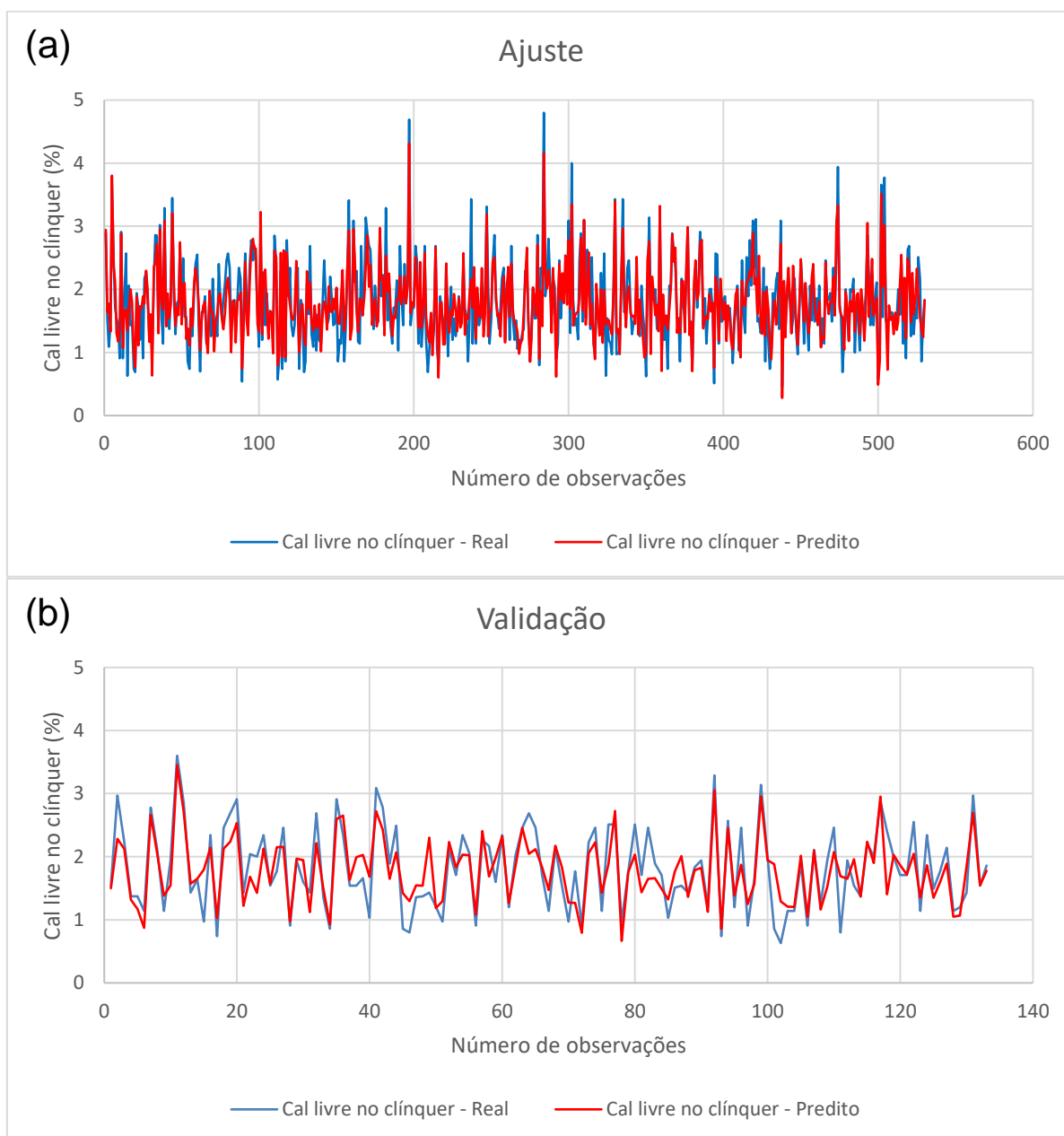
Os gráficos das Figuras 12 e 13 confirmam o ajuste satisfatório dos modelos obtidos por regressão linear múltipla, para a variável de saída nas etapas de ajuste e de validação. Através da análise das Figuras 14 e 15, nota-se que os resíduos se distribuem aleatoriamente em torno de zero. O modelo obtido por 78 variáveis de regressão apresenta média igual a 0,0000 na etapa de ajuste e de -0,0165 na etapa de validação. O modelo obtido por 93 variáveis de regressão apresenta média igual a 0,0001 na etapa de ajuste e de -0,0819 na etapa de validação. Com base no perfil

dos resíduos apresentado nas Figuras 14 e 15, pode-se concluir que a distribuição dos resíduos se aproxima de uma distribuição normal com leve assimetria. Para avaliar a tendência dos valores reais e preditos pelos modelos baseados em regressão linear múltipla foram elaborados gráficos com o número de observações total por etapa em função dos valores reais e preditos. Estes gráficos são apresentados nas Figuras 16 e 17.



**Figura 16** - Gráficos comparativos da tendência dos valores reais e preditos de cal livre no clínquer pelo modelo de regressão linear múltipla – 78 variáveis de regressão na etapa de (a) ajuste e (b) validação.

Fonte: Próprio autor.



**Figura 17** – Gráficos comparativos da tendência dos valores reais e preditos de cal livre no clínquer pelo modelo de regressão linear múltipla – 93 variáveis de regressão na etapa de (a) ajuste e (b) validação.

Fonte: Próprio autor.

A análise dos gráficos das Figuras 16 e 17 comprova que a tendência dos valores reais é seguida pelos valores preditos, na etapa de modelo de regressão e na etapa de validação. Isto mostra que os modelos por regressão linear múltipla são coerentes.

### 5.3 Análise dos melhores modelos empíricos baseados em redes neurais artificiais

Modelos empíricos baseados em redes neurais artificiais foram gerados utilizando programa comercial a partir de um conjunto de 663 dados. Estes dados foram divididos aleatoriamente: 563 dados foram utilizados para treinamento (85%) e 100 dados para validação (15%) dos modelos. Dos 135 modelos obtidos, os dois melhores modelos foram selecionados para análise, considerando como critério de escolha o maior valor do coeficiente de determinação ( $R^2$ ). Para a construção das redes foram consideradas inicialmente 78 variáveis de rede ou 93 variáveis de rede, e 1 variável de saída.

A Tabela 8 mostra o coeficiente de determinação ( $R^2$ ) e o erro quadrático médio para a predição de cal livre para os modelos selecionados: um modelo do tipo RBF (base inicial com 93 variáveis de rede) e um modelo do tipo MLP (base inicial com 78 variáveis de rede). O coeficiente de determinação ( $R^2$ ) foi calculado utilizando a Equação 11. O erro quadrático médio foi calculado utilizando a Equação 12.

**Tabela 8** – Coeficientes de determinação e erros quadráticos médios dos dados de predição de cal livre no clínquer com modelos RBF e MLP.

Tipo de rede neural	Conjunto de dados	Coeficiente de determinação $R^2$	Erro quadrático médio
RBF	Treinamento: 563	0,5715	0,1783
RBF	Validação: 100	0,4174	0,2778
MLP	Treinamento: 563	0,4996	0,2151
MLP	Validação: 100	0,5282	0,1910

Fonte: Próprio autor.

Baseado no coeficiente de determinação e no erro quadrático médio apresentados na Tabela 8, o modelo do tipo MLP apresentou melhor desempenho na predição da cal livre no clínquer, na etapa de validação. Na Tabela 9 são listadas as variáveis de entrada utilizadas nos modelos baseados em redes neurais artificiais.

**Tabela 9** – Lista das variáveis utilizadas como entradas utilizadas nos modelos baseados em redes neurais artificiais.

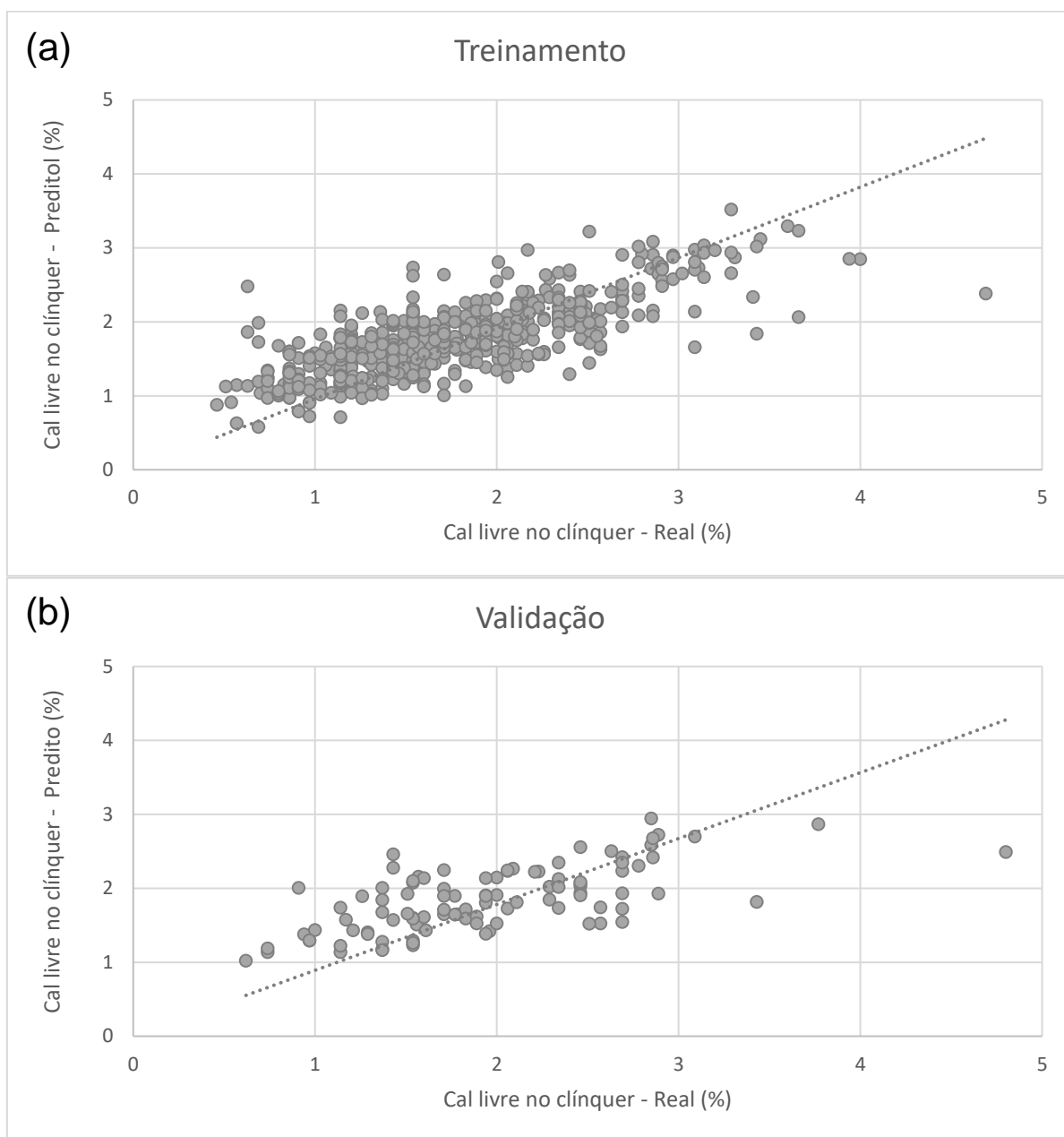
<b>Tipo de rede neural</b>	<b>Variáveis utilizadas como entradas</b>
RBF	2, 4, 9, 10, 12, 15, 18, 24, 25, 30, 37, 39, 40, 41, 45, 48, 50, 54, 55, 57, 60, 65, 69, 70, 75, 78, 80, 83, 84, 85, 86, 91, 92, 93
MLP	1, 4, 6, 7, 10, 16, 19, 20, 21, 25, 29, 31, 32, 34, 38, 40, 45, 46, 48, 50, 51, 52, 53, 55, 59, 60, 61, 64, 65, 70, 76, 77

Fonte: Próprio autor

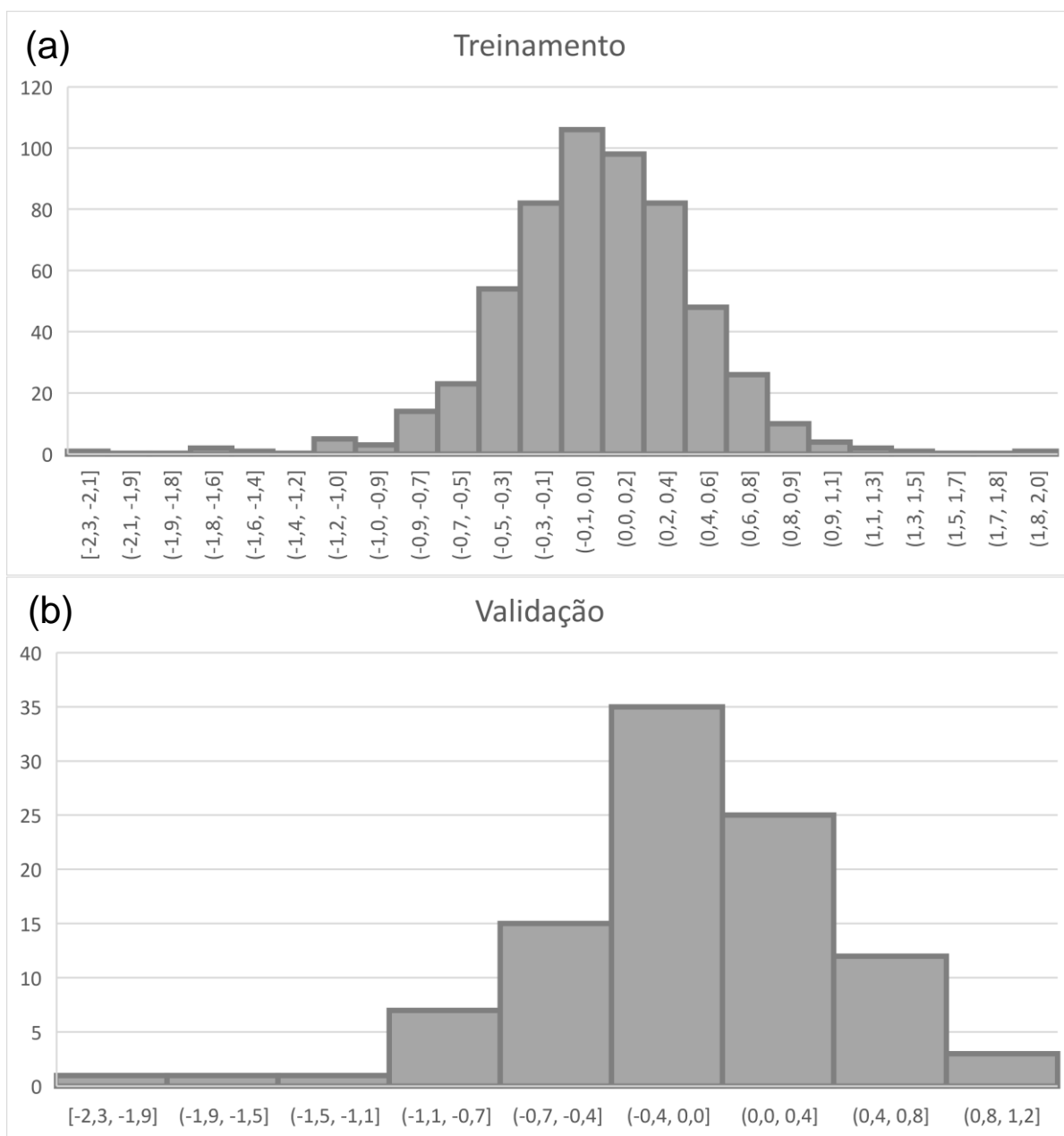
O modelo do tipo RBF é composto por 34 neurônios na camada de entrada, 93 neurônios na camada oculta ou intermediária e 1 neurônio na camada de saída. O modelo do tipo MLP possui 32 neurônios na camada de entrada, 13 neurônios na camada oculta ou intermediária e 1 neurônio na camada de saída. Nota-se que as variáveis: 4, 10, 25, 40, 45, 48, 50, 55, 60, 65 e 70 foram consideradas nos dois modelos obtidos por redes neurais artificiais.

A Figura 18 apresenta os gráficos comparativos entre os valores reais e preditos de cal livre no clínquer pelo modelo tipo RBF (dados das etapas de treinamento e validação). A análise dos resíduos é apresentada na Figura 19.

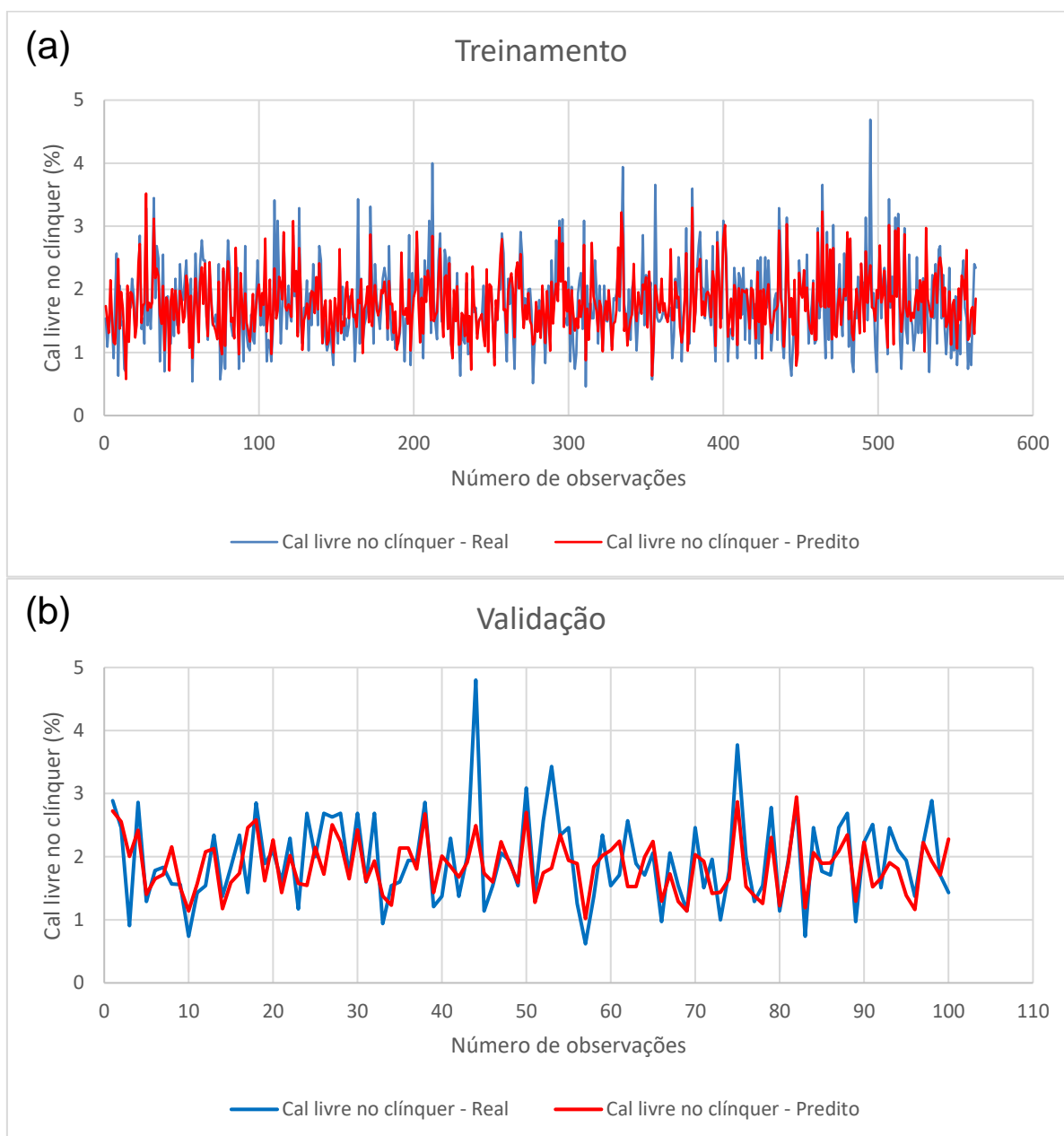
Para avaliar a tendência dos valores reais e preditos pelo modelo tipo RBF foi elaborado um gráfico com o número de observações total por etapa em função dos valores reais e preditos. Este gráfico é apresentado na Figura 20.



**Figura 18** – Gráficos comparativos entre o valor real e o valor predito de cal livre no clínquer pelo modelo do tipo RBF na etapa de (a) treinamento e (b) validação.  
Fonte: Próprio autor.



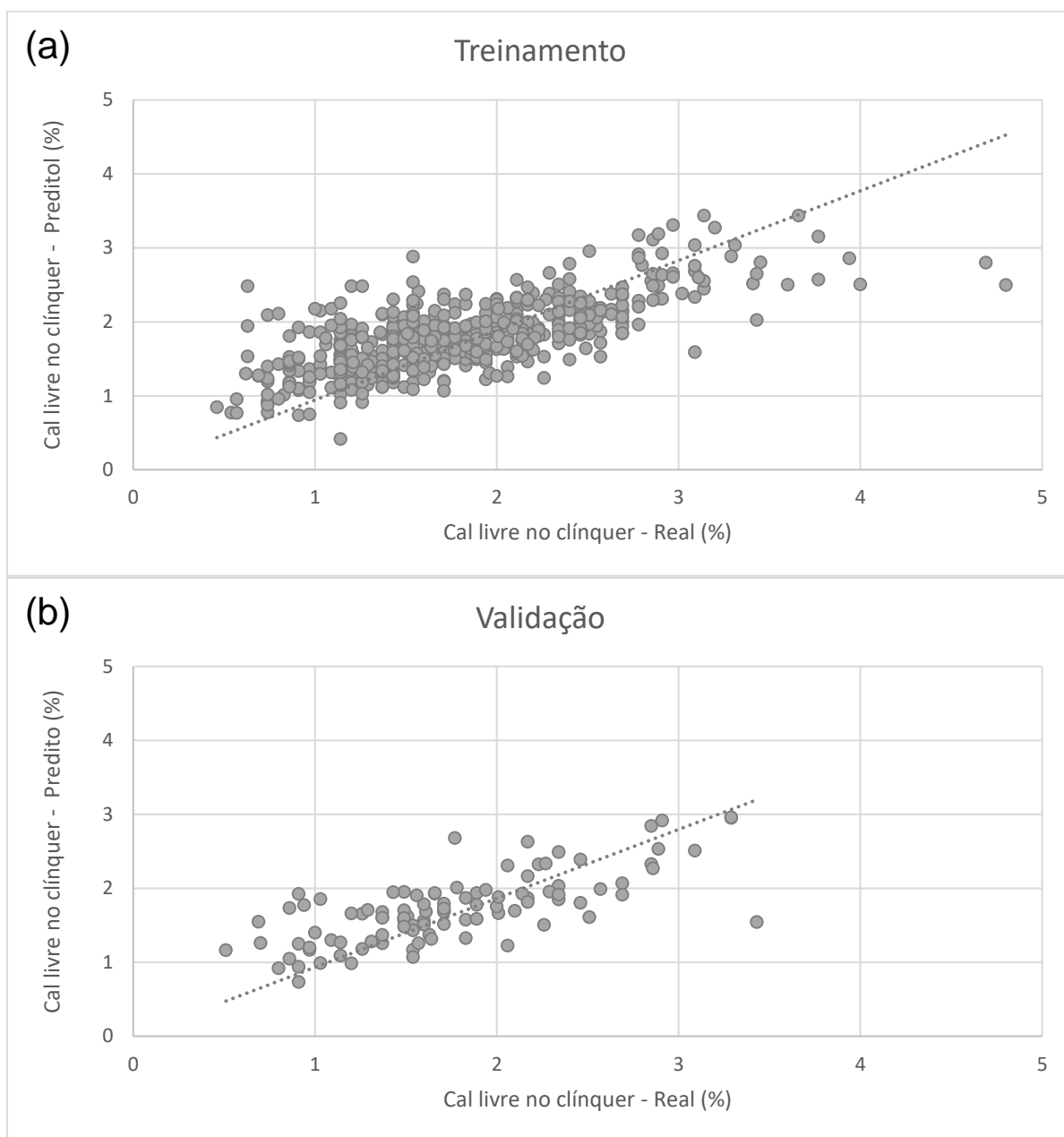
**Figura 19** – Gráficos comparativos da análise dos resíduos do modelo do tipo RBF na etapa de (a) treinamento e (b) validação  
 Fonte: Próprio autor.



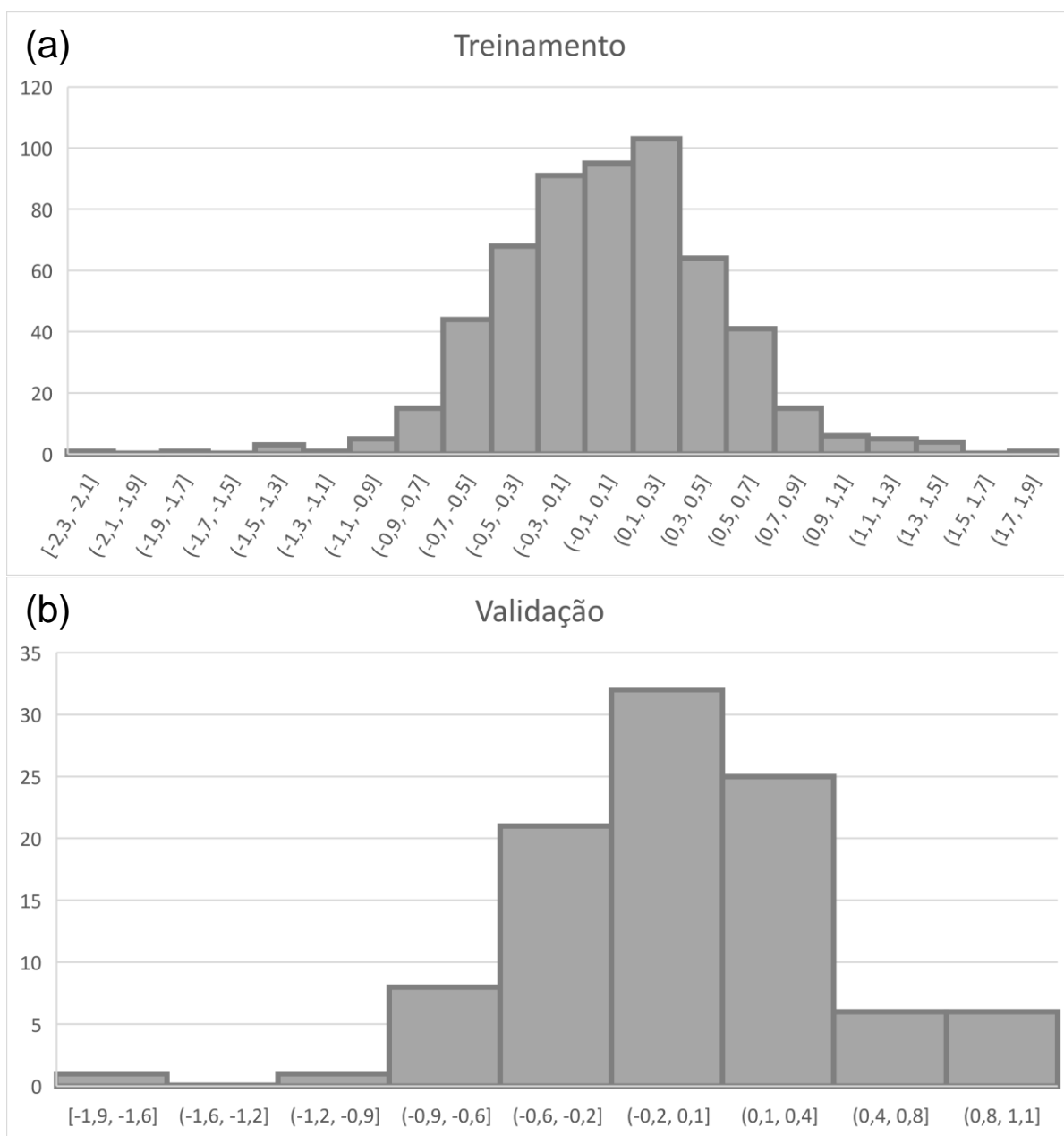
**Figura 20** – Gráficos comparativos da tendência dos valores reais e preditos pelo modelo do tipo RBF em função do número de observações na etapa de (a) treinamento e (b) validação.  
Fonte: Próprio autor.

A Figura 21 apresenta os gráficos comparativos entre os valores reais e preditos de cal livre no clínquer pelo modelo tipo MLP (dados das etapas de treinamento e validação). A análise dos resíduos é apresentada na Figura 22.

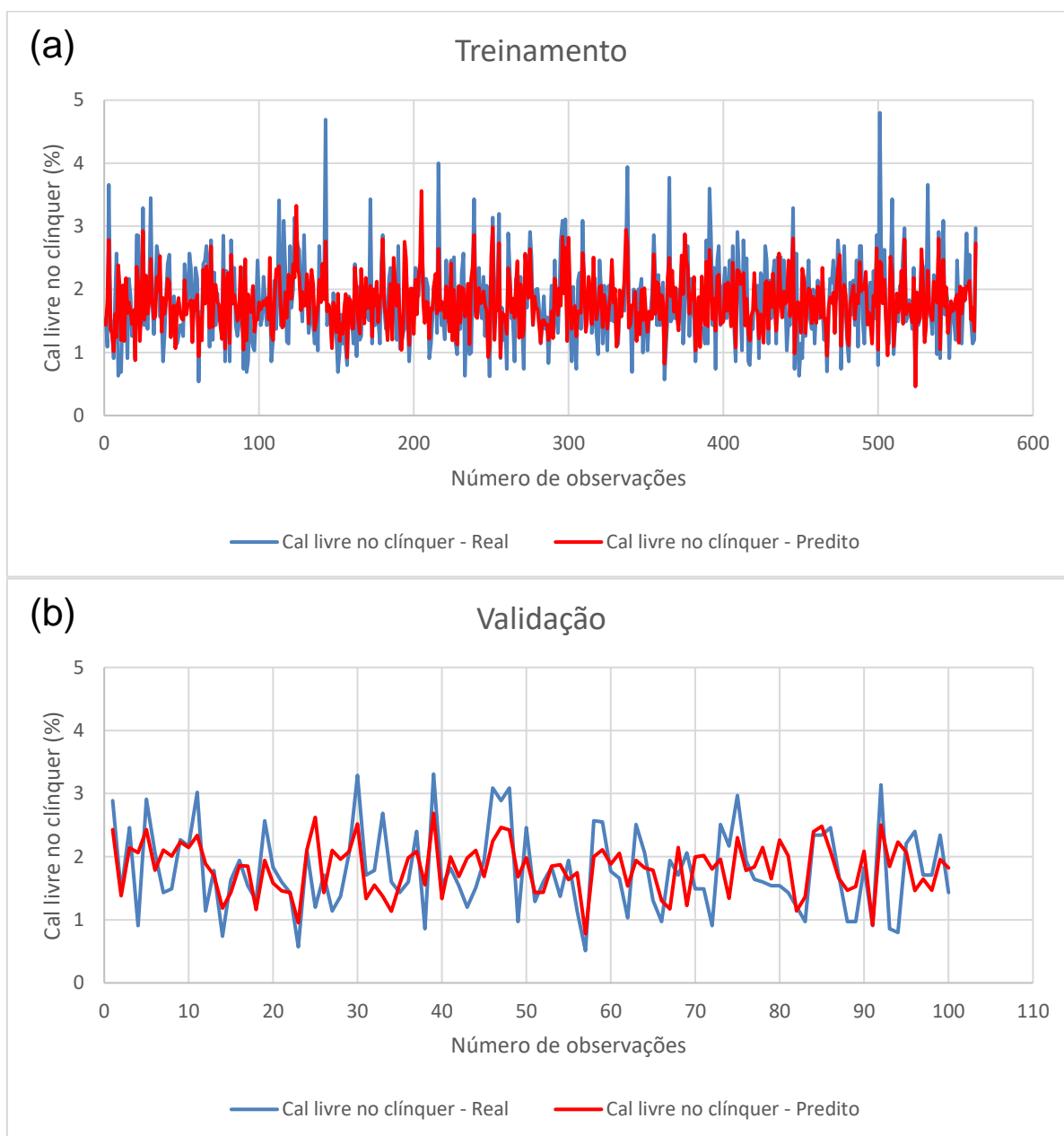
Para avaliar a tendência dos valores reais e preditos pelo modelo tipo MLP foi elaborado um gráfico com o número de observações total por etapa em função dos valores reais e preditos. Este gráfico é apresentado na Figura 23.



**Figura 21** – Gráficos comparativos entre o valor real e o valor predito de cal livre no clínquer pelo modelo do tipo MLP na etapa de (a) treinamento e (b) validação.  
Fonte: Próprio autor.



**Figura 22** – Gráficos comparativos da análise dos resíduos do modelo do tipo MLP na etapa de (a) treinamento e (b) validação  
 Fonte: Próprio autor.



**Figura 23** – Gráficos comparativos da tendência dos valores reais e preditos pelo modelo do tipo MLP em função do número de observações na etapa de (a) treinamento e (b) validação.  
Fonte: Próprio autor.

A partir da comparação dos gráficos das Figuras 18 e 21, verificou-se que os valores de cal livre preditos pelos modelos tipo RBF e MLP apresentaram erros significativos. Com base nos valores de  $R^2$  apresentados por PANI e MOHANTA (2016) e PANI, VADLAMUDI e MOHANTA (2013) e número de variáveis utilizadas nos modelos obtidos baseados em redes neurais artificiais do tipo RBF e MLP, os modelos podem ser considerados satisfatórios. O modelo obtido por rede tipo RBF explica 57,15% e 41,74% da variação na variável de saída (na etapa de treinamento

e na etapa de validação, respectivamente). O modelo obtido por rede tipo MLP explica 49,96% e 52,82% da variação na variável de saída (na etapa de treinamento e na etapa de validação, respectivamente). A partir da análise do coeficiente de determinação e do erro quadrático médio dos dados, o modelo do tipo MLP apresentou melhor desempenho na predição da cal livre no clínquer, na etapa de validação. O modelo do tipo RBF foi mais ajustado, tendo em vista o número de parâmetros utilizados (3162 parâmetros). Entretanto, o modelo do tipo MLP apresentou apenas 416 parâmetros, com melhor desempenho.

Através da análise das Figura 19 e 22, nota-se que os resíduos se distribuem aleatoriamente em torno de zero. O modelo obtido por rede tipo RBF apresenta média igual a 0,0133 na etapa de treinamento e de -0,0940 na etapa de validação. O modelo obtido por rede tipo MLP apresenta média igual a 0,0033 na etapa de treinamento e de - 0,0273 na etapa de validação. Com base no perfil dos resíduos apresentados nas Figuras 19 e 20, pode-se concluir que a distribuição dos resíduos se aproxima de uma distribuição normal com leve assimetria.

A análise dos gráficos das Figuras 20 e 23 indica desvios significativos na tendência dos valores preditos em relação aos valores reais é seguida, em ambos os modelos. Isto evidencia o erro associado aos modelos propostos baseados em redes neurais artificiais neste estudo.

## 6 CONCLUSÕES

O presente trabalho, considerando a metodologia proposta e os resultados obtidos, cumpriu seu objetivo de propor um sensor virtual baseado em um modelo empírico para predição do conteúdo de cal livre no clínquer, a partir de dados operacionais de uma fábrica de cimento. A modelagem dos dados operacionais, a partir de somente dados de processo *online*, foi desenvolvida com enfoque de sensor virtual, utilizando as técnicas de regressão linear múltipla e de redes neurais artificiais do tipo RBF e MLP.

Os modelos empíricos baseado em regressão linear múltipla, apesar de serem mais simples, apresentaram melhor desempenho, em relação aos modelos baseados em redes neurais artificiais. Isto é verificado na análise dos resultados do coeficiente de determinação e de erro quadrático médio, bem como análise dos resíduos, dos modelos obtidos por regressão linear múltipla e por redes neurais artificiais. Considerando a base de dados utilizada neste estudo, composta de dados industriais, e os resultados disponíveis na literatura, pode-se concluir que o modelo obtido por regressão linear múltipla, considerando 93 variáveis de regressão, foi o melhor modelo obtido, explicando 73,09% e 71,92% da variação na variável de saída cal livre no clínquer (na etapa de ajuste e na etapa de validação, respectivamente).

## 7 SUGESTÕES PARA TRABALHOS FUTUROS

O processo industrial de produção de cimento é interessante para aplicação da técnica de sensores virtuais pelo grau de automação existente na maioria das plantas. Isto permite desenvolver sensores com o uso de variáveis de entrada em tempo real para prever parâmetros de qualidade ou para atuar em paralelo com instrumentos ou analisadores de baixa confiabilidade. Estudos de aplicações de sensores virtuais nos processos industriais de produção de cimento são relatados a partir de 2007 para a predição da composição do clínquer, percentual de cal livre no clínquer, emissão de NOx nos fornos de cimento e determinação da finura ou retido do cimento. A quantidade de trabalhos encontrados abordando a aplicação no processo de produção de cimento é pequena, revelando oportunidade para execução de novos trabalhos. Como sugestão para trabalhos futuros, pode-se considerar a predição de outra variável de saída utilizando a base de dados existente, como a emissão de NOx no forno. A utilização da técnica PCA para pré-processamento dos dados antes de propor as redes neurais artificiais, com o intuito de evitar modelar ruído, é uma alternativa interessante.

## 8 REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ALSOP, P. A.; CHEN, H.; TSENG, H. **Cement Plant Operations Handbook for Dry Process Plants**. 5ª ed. International Cement Review, 2007. 203p.

ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE NORMAS TÉCNICAS. NBR 5732: **Cimento Portland Comum**. Rio de Janeiro: ABNT, 1991.

BHATTY, J. I.; MILLER, F. M.; KOSMATKA, S. H. **Innovations in Portland Cement Manufacturing**: 1ª ed. Portland Cement Association, 2004. 1387p.

DUDA, W. H. **Manual Tecnológico del Cimento**. 2ª ed. Editores Técnicos Asociados, 1977. 332.

FRAUENDORFER, E.; HERGETH, W.D. Soft Sensor Applications in Industrial Vinylacetate-ethylene (VAE) Polymerization Processes. **Macromolecular Reaction Engineering**, volume 11, 2017.

FUNATSU, K. Soft Sensors: Chemoinformatic Model for Efficient Control and Operation in Chemical Plants. **Molecular Informatics**, volume 35, p. 549 – 554, 2016.

HEWLETT, P. C. **Lea's Chemistry of Cement and Concrete**. 4ª ed. Elsevier, 1998. 1057p.

JAMES, S. C.; LEGGE, R. L.; BUDMAN, H. On-line estimation in Bioreactors: a review. **Reviews in Chemical Engineering**, volume 16, número 4, p. 311-340, 2000.

KARELLAS, S. et al. Energetic and exergetic analysis of waste heat recovery systems in the cement industry. **Energy**, volume 58, p. 147-156, 2013.

LI, W. et al. An improved multi-source based soft sensor for measuring cement free lime content. **Information Sciences** 323: p. 94-105, 2015.

LI, W.; WANG, D.; CHAI, T. Multisource Data Ensemble Modeling for Clinker Free Lime Content Estimate in Rotary Kiln Sintering Processes. **IEEE transactions on systems, man, and cybernetics: systems**, volume 45, número 2, 2015.

LIN, B. et al. A systematic approach for soft sensor development. **Computers and Chemical Engineering**, volume 31, p. 419-425, 2007.

LIN, B.; JØRGENSEN, S. B. Soft sensor design by multivariate fusion of image features and process measurements. **ISA Transactions**, volume 55: p. 250–259, 2011.

NEVILLE, A.M.; BROOKS, J. J. **Concrete technology**: 2<sup>a</sup> ed. Prentice Hall, 2010. 442p.

PANI, A. K.; MOHANTA, H. K. A hybrid soft sensing approach of a cement mill using principal component analysis and artificial neural networks. Advance Computing Conference (IACC), IEEE 3rd International, p. 713–718, 2013.

PANI, A. K.; MOHANTA, H. K. Soft sensing of particle size in a grinding process: Application of support vector regression, fuzzy inference and adaptive neuro fuzzy inference techniques for online monitoring of cement fineness. **Powder Technology**, volume 264, p. 484–497, 2014.

PANI, A. K.; MOHANTA, H. K. Online monitoring of cement clinker quality using multivariate statistics and Takagi-Sugeno fuzzy-inference technique. **Control Engineering Practice**, volume 57: p. 1-17, 2016.

PANI, A. K.; VADLAMUDI, V. K.; MOHANTA, H. K. Development and comparison of neural network based soft sensors for online estimation of cement clinker quality. **ISA Transactions**, volume 52, p.19–29, 2013.

PAULA, L.G. **Análise Termoeconômica do Processo de Produção de Cimento Portland com Co-Processamento de Misturas de Resíduos**. Dissertação

apresentada à Universidade Federal de Itajubá para obtenção do título de Mestre em Engenharia Mecânica, Itajubá, 2009.

RODRIGUES, D. C. Q. et al. Modelagem matemática dos perfis de temperatura do gás, do sólido e da parede do forno e dos perfis de concentração das principais espécies químicas presentes no interior do forno rotativo empregado na produção de clínquer. **Cerâmica**, volume 62, p. 140-146, 2016.

SCHNEIDER, M. et al. Sustainable cement production - present and future. **Cement and Concrete Research**, volume 41, p. 642-650, 2011.

SINDICATO NACIONAL DA INDÚSTRIA DO CIMENTO. **Sindicato nacional da indústria do cimento - Relatório 2013**. Rio de Janeiro: SNIC, 2014. 40p.

STANIŠIĆ, D. et al. Soft sensor for real-time cement fineness estimation. **ISA Transactions**, volume 55, p. 250–259, 2015.

TAYLOR, H.F.W. **Cement chemistry**. 2a ed., London: Thomas Telford Publishing, 1997. 480p

ZANATA, D. R. P. **Desenvolvimento de sensor virtual empregando redes neurais para medição da composição em uma coluna de destilação**. Dissertação apresentada à Escola Politécnica da Universidade de São Paulo para obtenção do título de Mestre em Engenharia, São Paulo, 2005.

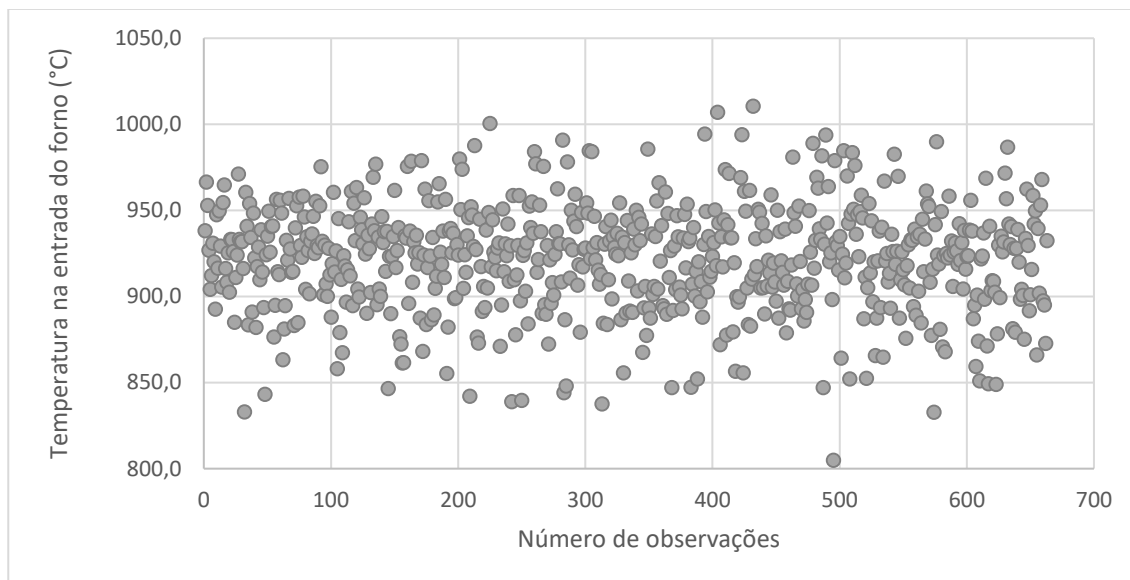
ZHENG, Y. et al. Review of technologies for mercury removal from flue gas from cement production processes. **Progress in Energy and Combustion Science**, volume 38: p.599-629, 2012.

YIN, R. **Estudo de caso: planejamento e métodos**. Porto alegre: 3ª ed. Bookman, 2005.

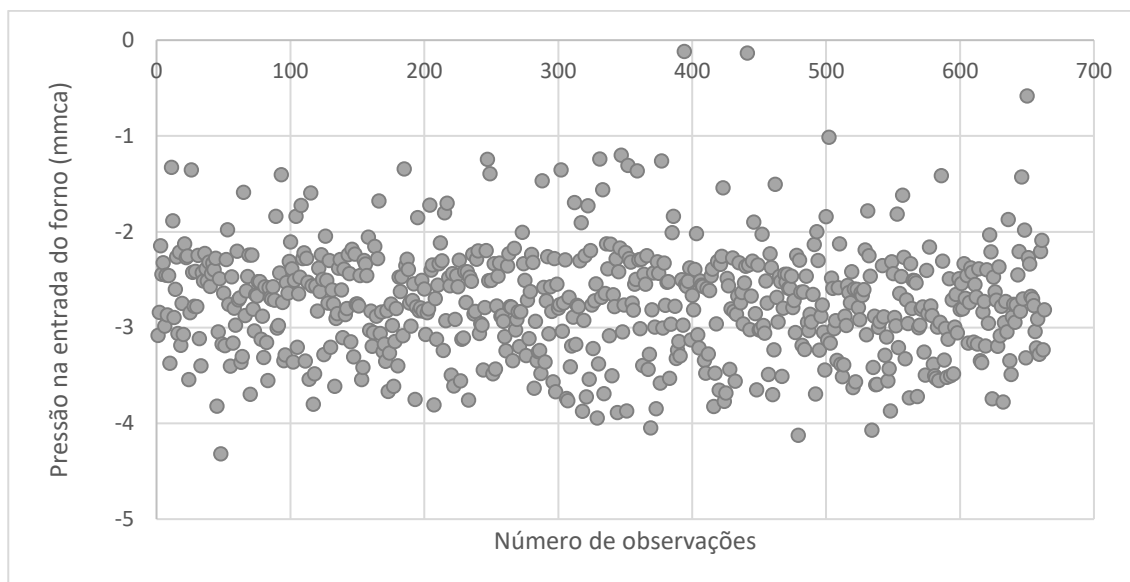
YUAN, J. et al. Prediction of Free Lime Content in Cement Clinker Based on RBF Neural Network. **Journal of Wuhan University of Technology-Mater. Sci. Ed.**, 2012.

## 9 APÊNDICES

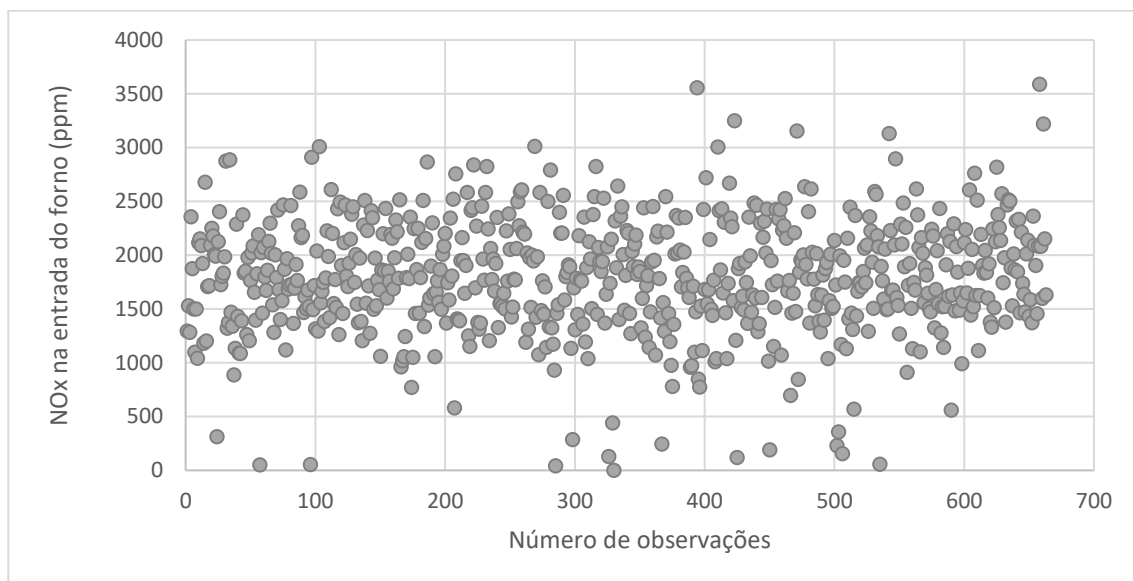
### Apêndice 1 - Gráficos temporais das variáveis de entrada e de saída.



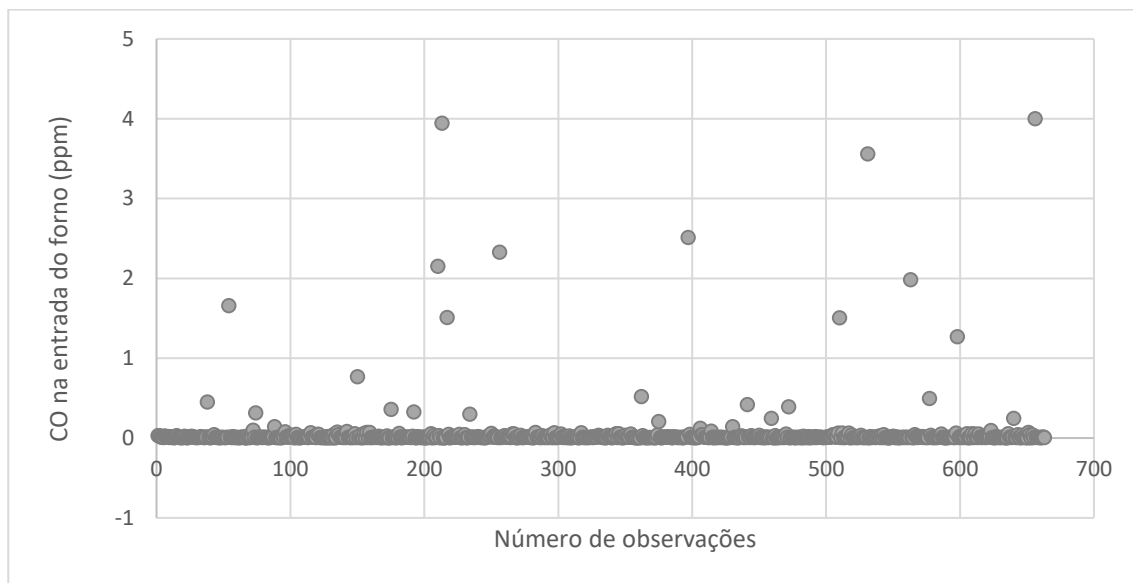
**Figura 24** – Gráfico temporal da variável de entrada: temperatura na entrada do forno.  
Fonte: Próprio autor.



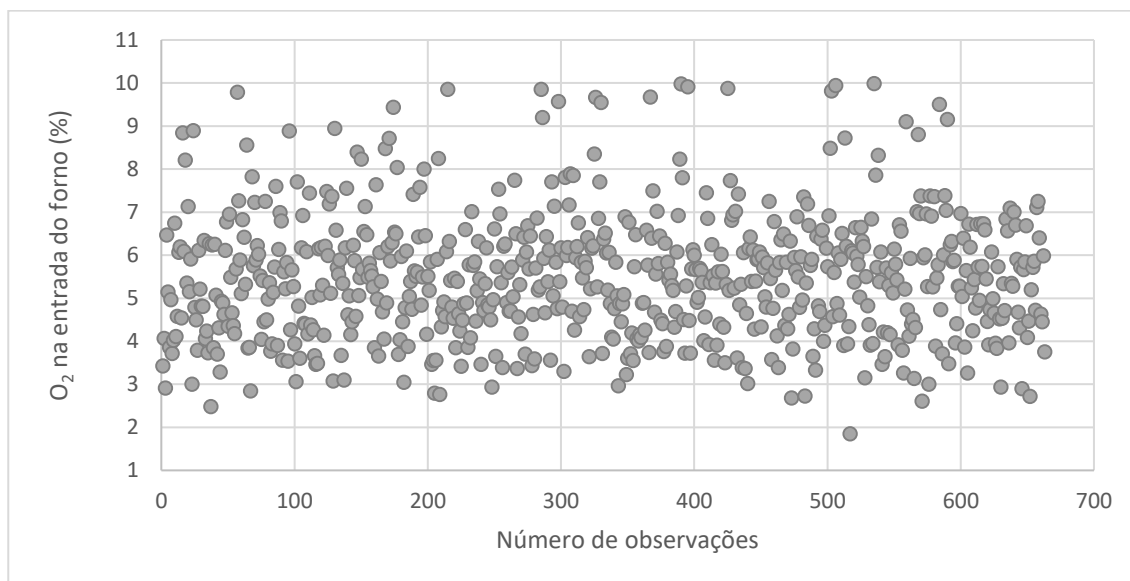
**Figura 25** – Gráfico temporal da variável de entrada: pressão na entrada do forno.  
Fonte: Próprio autor.



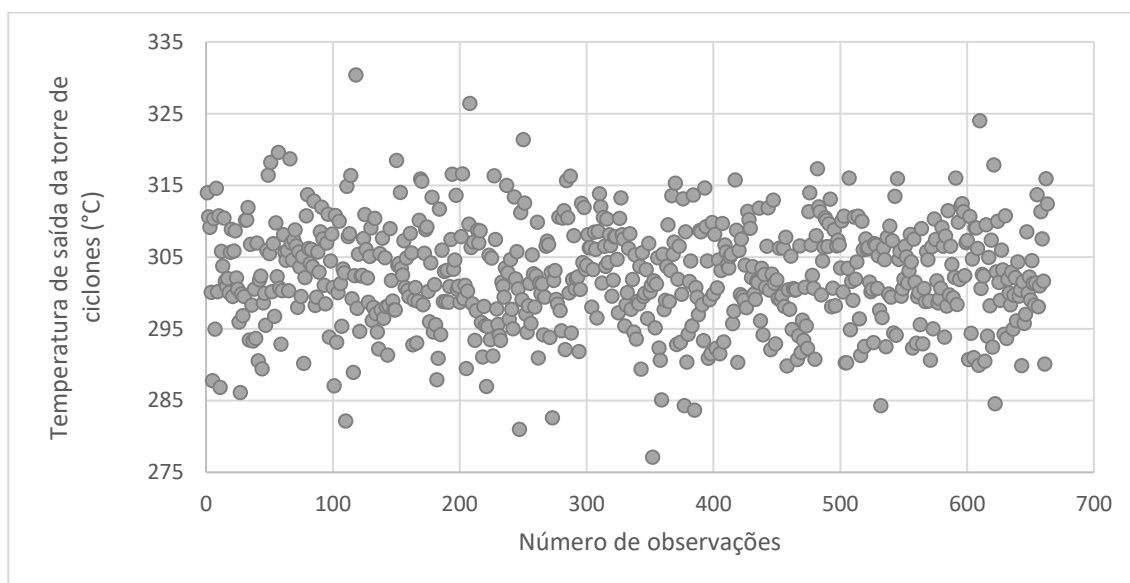
**Figura 26** – Gráfico temporal da variável de entrada: NOx na entrada do forno.  
Fonte: Próprio autor.



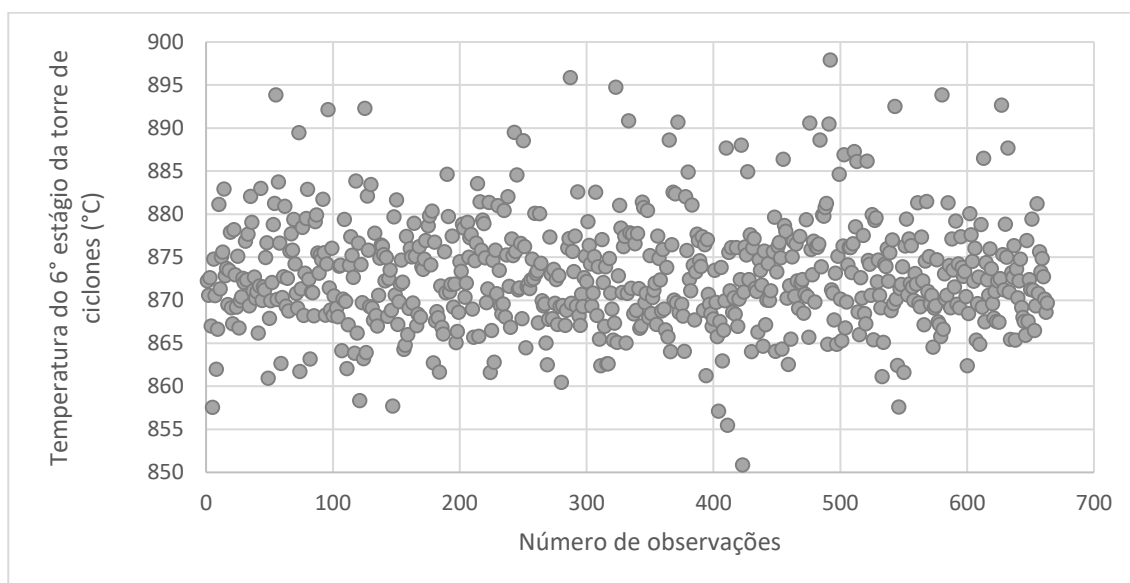
**Figura 27** – Gráfico temporal da variável de entrada: CO na entrada do forno.  
Fonte: Próprio autor.



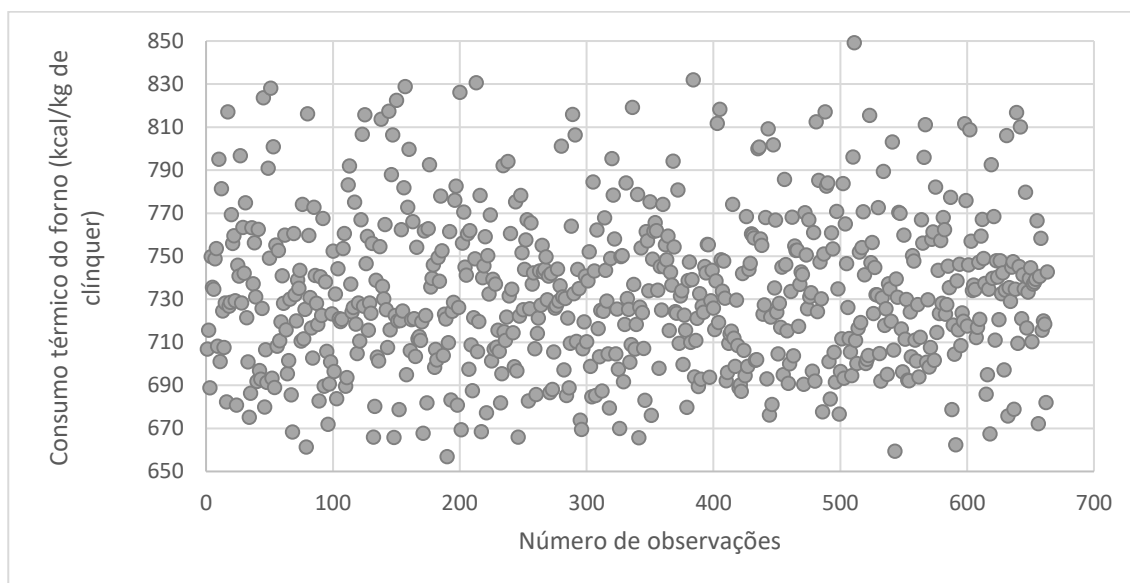
**Figura 28** – Gráfico temporal da variável de entrada:  $O_2$  na entrada do forno.  
Fonte: Próprio autor.



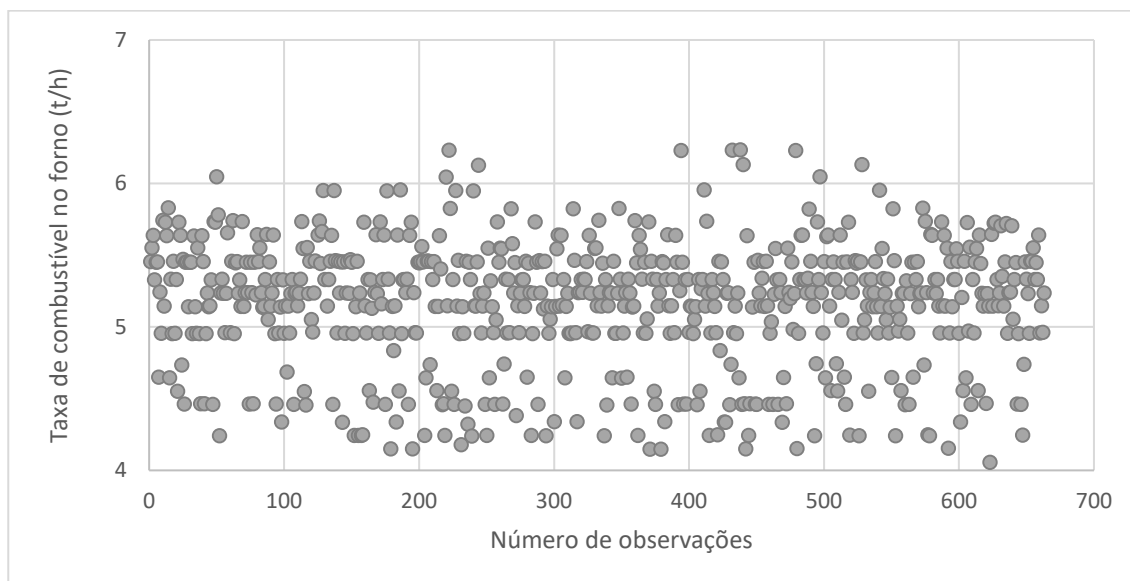
**Figura 29** – Gráfico temporal da variável de entrada: temperatura de saída da torre de ciclones.  
Fonte: Próprio autor.



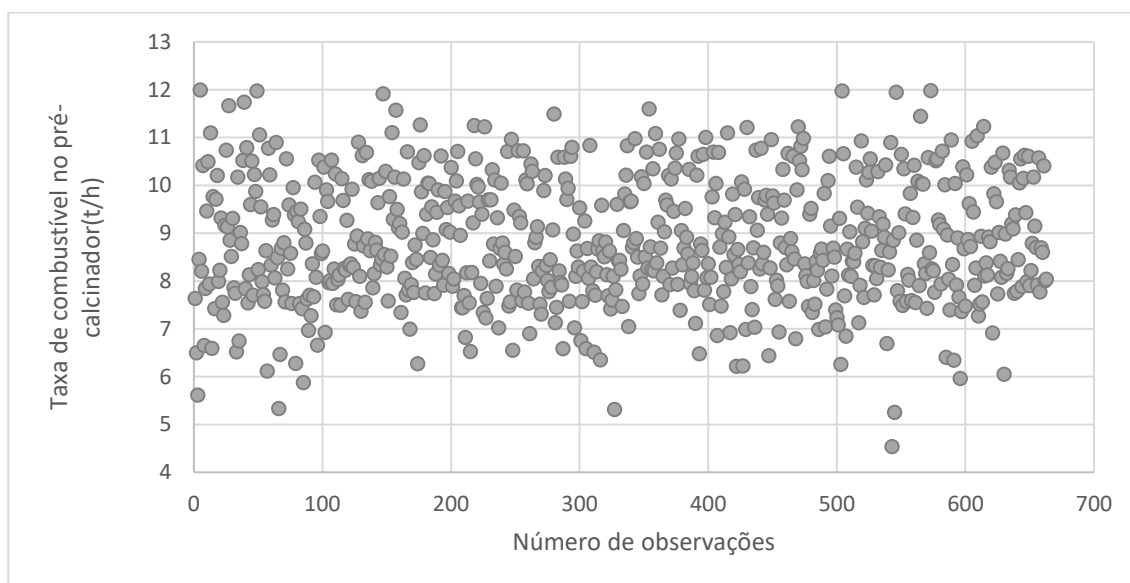
**Figura 30** – Gráfico temporal da variável de entrada: temperatura do 6º estágio da torre de ciclones.  
Fonte: Próprio autor.



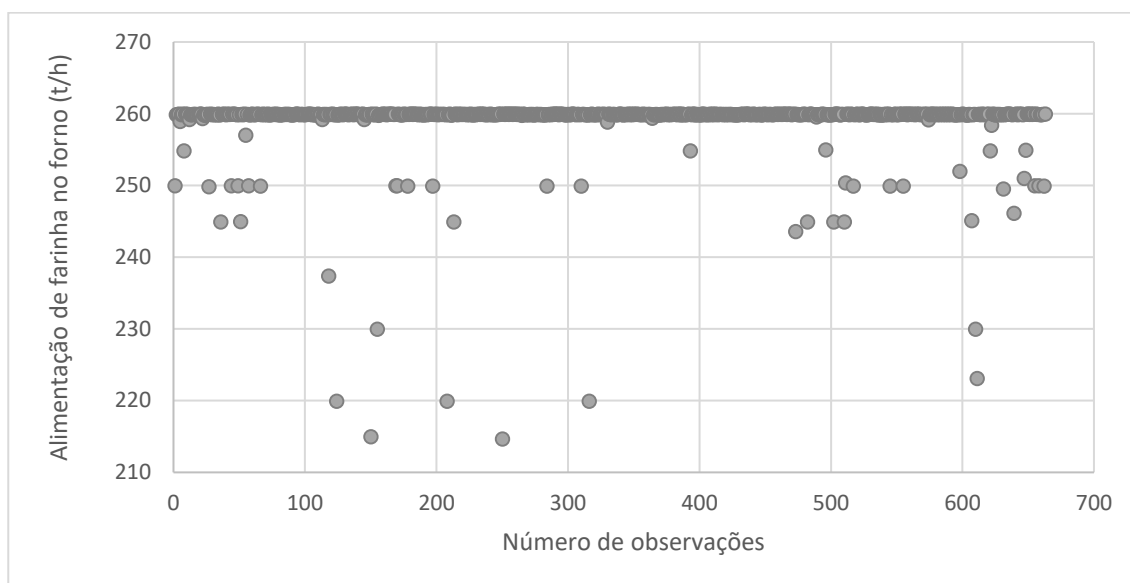
**Figura 31** – Gráfico temporal da variável de entrada: consumo térmico do forno.  
Fonte: Próprio autor.



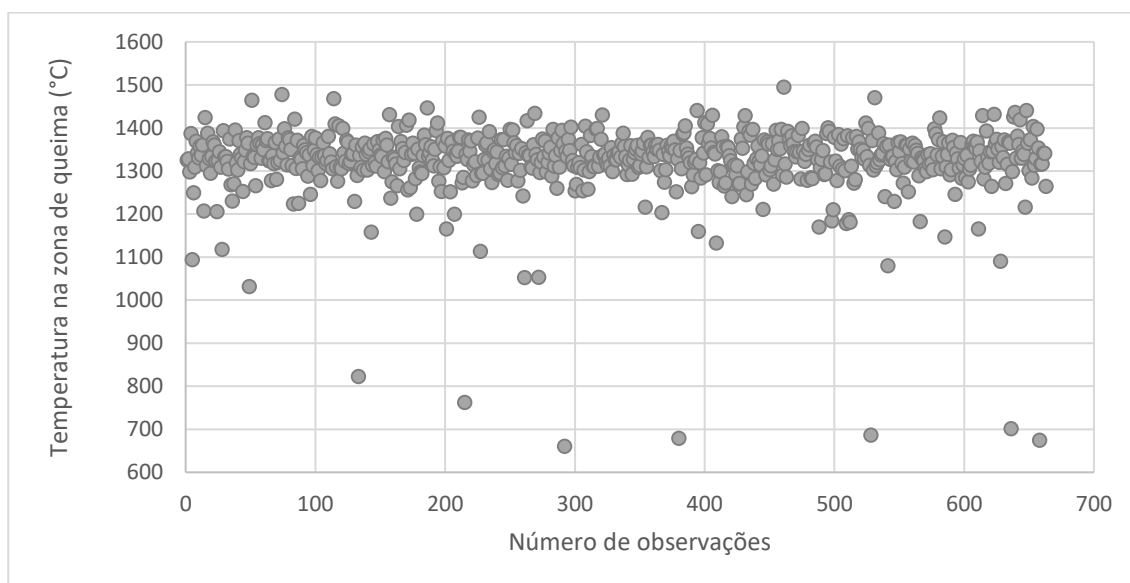
**Figura 32** – Gráfico temporal da variável de entrada: taxa de combustível no forno.  
Fonte: Próprio autor.



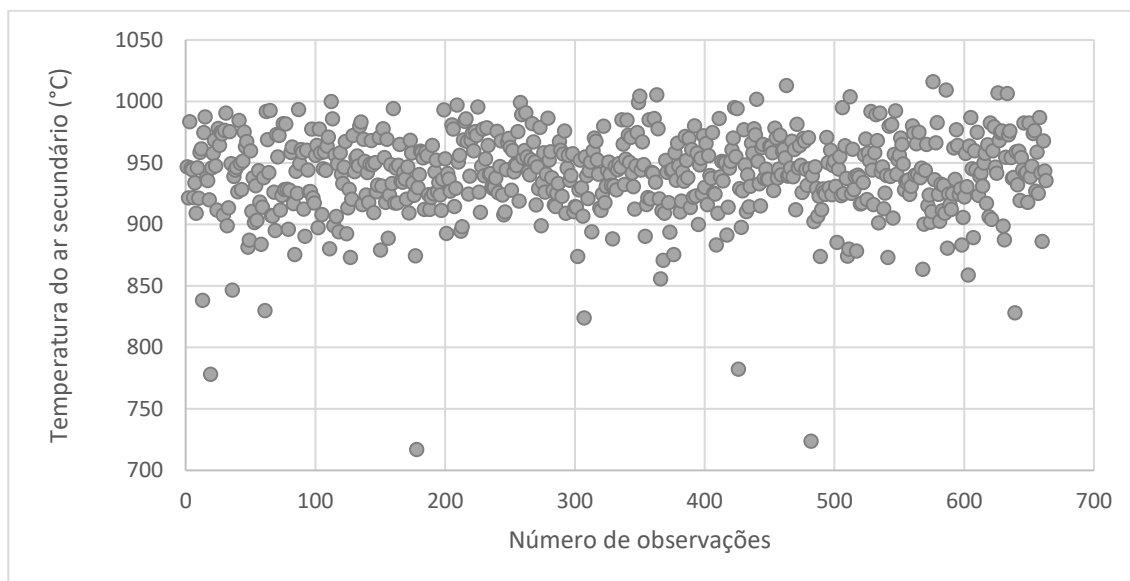
**Figura 33** – Gráfico temporal da variável de entrada: taxa de combustível no pré-calcinador.  
Fonte: Próprio autor.



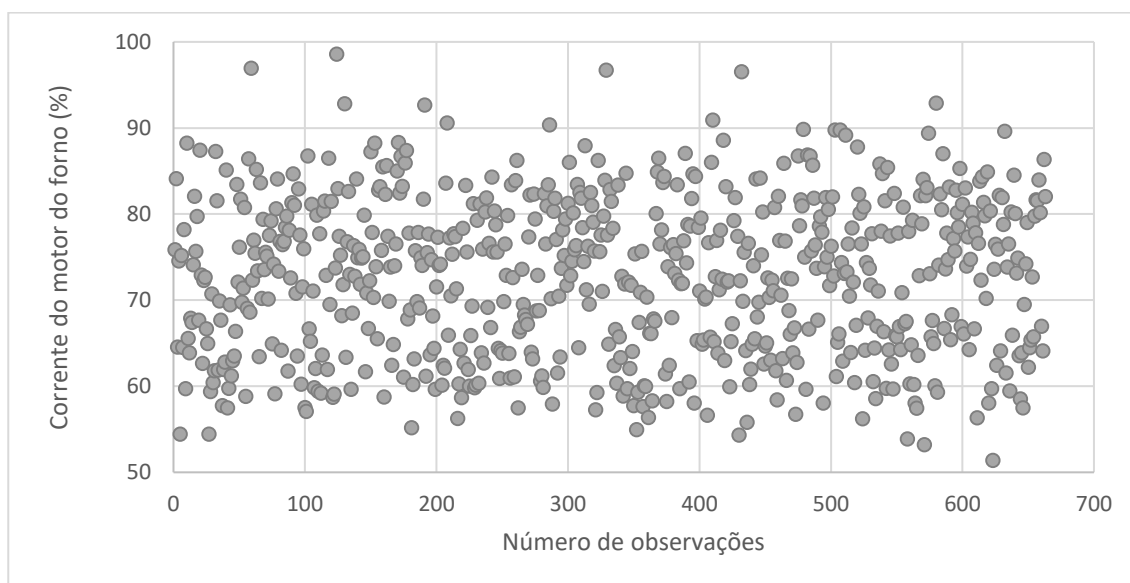
**Figura 34** – Gráfico temporal da variável de entrada: alimentação de farinha no forno.  
Fonte: Próprio autor.



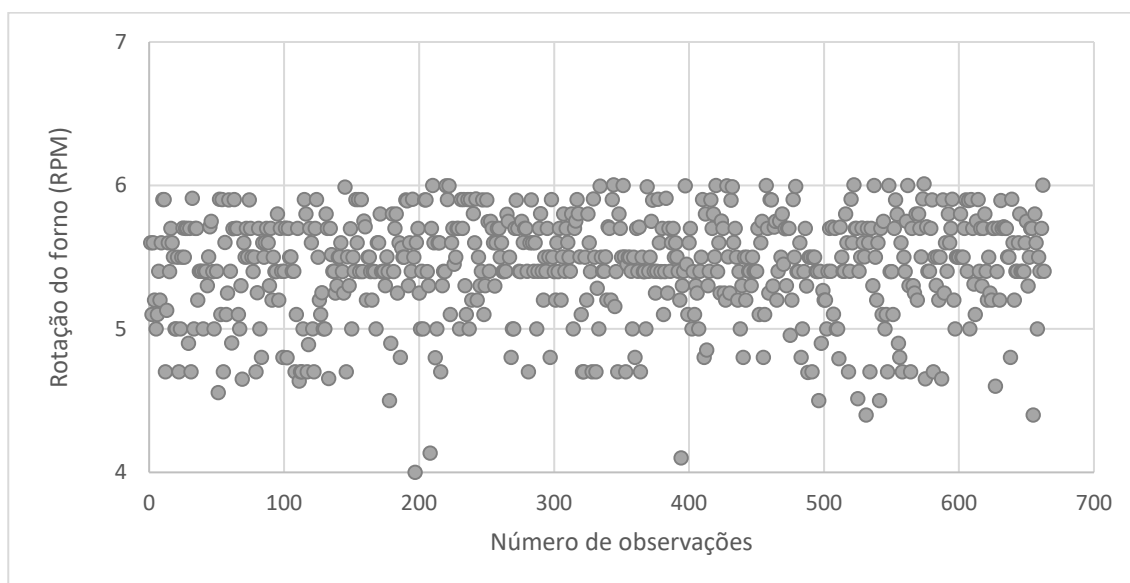
**Figura 35** – Gráfico temporal da variável de entrada: temperatura na zona de queima.  
Fonte: Próprio autor.



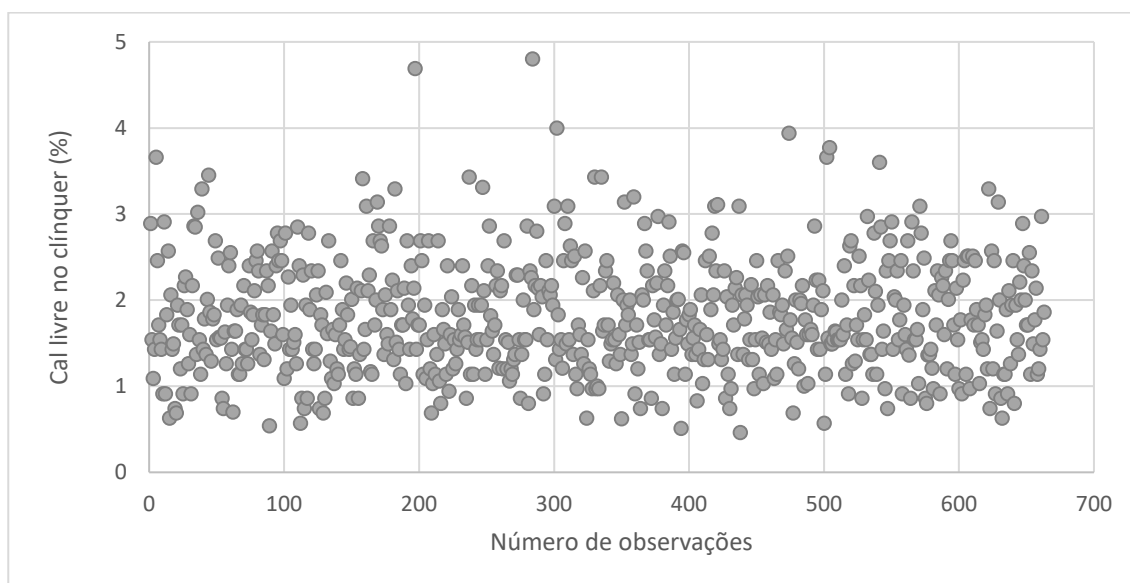
**Figura 36** – Gráfico temporal da variável de entrada: temperatura do ar secundário.  
Fonte: Próprio autor.



**Figura 37** – Gráfico temporal da variável de entrada: corrente do motor do forno.  
Fonte: Próprio autor.



**Figura 38** – Gráfico temporal da variável de entrada: rotação do forno.  
Fonte: Próprio autor.



**Figura 39** – Gráfico temporal da variável de saída: cal livre no clínquer.  
Fonte: Próprio autor.

## Apêndice 2 – Lista de variáveis de entrada do modelo empírico.

**Tabela 10** – Lista de variáveis de entrada, considerando o atraso em relação a variável de saída do modelo empírico.

<b>Nº da Variável</b>	<b>Variável de entrada</b>	<b>Atraso em relação a variável de saída</b>
1	Temperatura na entrada do forno	-
2	Pressão na entrada do forno	-
3	NOx na entrada do forno	-
4	CO na entrada do forno	-
5	O <sub>2</sub> na entrada do forno	-
6	Temperatura de saída da torre de ciclones	-
7	Temperatura do 6º estágio da torre de ciclones	-
8	Consumo térmico do forno	-
9	Taxa de combustível no forno	-
10	Taxa de combustível no pré-calcinador	-
11	Alimentação de farinha no forno	-
12	Temperatura na zona de queima	-
13	Temperatura do ar secundário	-
14	Corrente do motor do forno	-
15	Rotação do forno	-
16	Temperatura na entrada do forno	
17	Pressão na entrada do forno	30 minutos
18	NOx na entrada do forno	30 minutos
19	CO na entrada do forno	30 minutos
20	O <sub>2</sub> na entrada do forno	30 minutos
21	Temperatura de saída da torre de ciclones	30 minutos
22	Temperatura do 6º estágio da torre de ciclones	30 minutos
23	Consumo térmico do forno	30 minutos
24	Taxa de combustível no forno	30 minutos

<b>Nº da Variável</b>	<b>Variável de entrada</b>	<b>Atraso em relação a variável de saída</b>
25	Taxa de combustível no pré-calcinador	30 minutos
26	Alimentação de farinha no forno	30 minutos
27	Temperatura na zona de queima	30 minutos
28	Temperatura do ar secundário	30 minutos
29	Corrente do motor do forno	30 minutos
30	Rotação do forno	30 minutos
31	Temperatura na entrada do forno	60 minutos
32	Pressão na entrada do forno	60 minutos
33	NOx na entrada do forno	60 minutos
34	CO na entrada do forno	60 minutos
35	O <sub>2</sub> na entrada do forno	60 minutos
36	Temperatura de saída da torre de ciclones	60 minutos
37	Temperatura do 6º estágio da torre de ciclones	60 minutos
38	Consumo térmico do forno	60 minutos
39	Taxa de combustível no forno	60 minutos
40	Taxa de combustível no pré-calcinador	60 minutos
41	Alimentação de farinha no forno	60 minutos
42	Temperatura na zona de queima	60 minutos
43	Temperatura do ar secundário	60 minutos
44	Corrente do motor do forno	60 minutos
45	Rotação do forno	60 minutos
46	Temperatura na entrada do forno	90 minutos
47	Pressão na entrada do forno	90 minutos
48	NOx na entrada do forno	90 minutos
49	CO na entrada do forno	90 minutos
50	O <sub>2</sub> na entrada do forno	90 minutos
51	Temperatura de saída da torre de ciclones	90 minutos
52	Temperatura do 6º estágio da torre de ciclones	90 minutos

<b>Nº da Variável</b>	<b>Variável de entrada</b>	<b>Atraso em relação a variável de saída</b>
53	Consumo térmico do forno	90 minutos
54	Taxa de combustível no forno	90 minutos
55	Taxa de combustível no pré-calcinador	90 minutos
56	Alimentação de farinha no forno	90 minutos
57	Temperatura na zona de queima	90 minutos
58	Temperatura do ar secundário	90 minutos
59	Corrente do motor do forno	90 minutos
60	Rotação do forno	90 minutos
61	Temperatura na entrada do forno	120 minutos
62	Pressão na entrada do forno	120 minutos
63	NOx na entrada do forno	120 minutos
64	CO na entrada do forno	120 minutos
65	O <sub>2</sub> na entrada do forno	120 minutos
66	Temperatura de saída da torre de ciclones	120 minutos
67	Temperatura do 6º estágio da torre de ciclones	120 minutos
68	Consumo térmico do forno	120 minutos
69	Taxa de combustível no forno	120 minutos
70	Taxa de combustível no pré-calcinador	120 minutos
71	Alimentação de farinha no forno	120 minutos
72	Temperatura na zona de queima	120 minutos
73	Temperatura do ar secundário	120 minutos
74	Corrente do motor do forno	120 minutos
75	Rotação do forno	120 minutos
76	Temperatura na entrada do forno	150 minutos
77	Pressão na entrada do forno	150 minutos
78	NOx na entrada do forno	150 minutos
79	CO na entrada do forno	150 minutos
80	O <sub>2</sub> na entrada do forno	150 minutos

<b>Nº da Variável</b>	<b>Variável de entrada</b>	<b>Atraso em relação a variável de saída</b>
81	Temperatura de saída da torre de ciclones	150 minutos
82	Temperatura do 6º estágio da torre de ciclones	150 minutos
83	Consumo térmico do forno	150 minutos
84	Taxa de combustível no forno	150 minutos
85	Taxa de combustível no pré-calcinador	150 minutos
86	Alimentação de farinha no forno	150 minutos
87	Temperatura na zona de queima	150 minutos
88	Temperatura do ar secundário	150 minutos
89	Corrente do motor do forno	150 minutos
90	Rotação do forno	150 minutos
91	Cal livre no clínquer – penúltima análise	hora da penúltima análise
92	Cal livre no clínquer – análise anterior	hora da análise anterior
93	DT intervalo de tempo entre a análise atual e anterior de cal livre no clínquer	tempo variado

Fonte: Próprio autor.

### Apêndice 3 - Matriz de correlação das variáveis de entrada com a variável de saída.

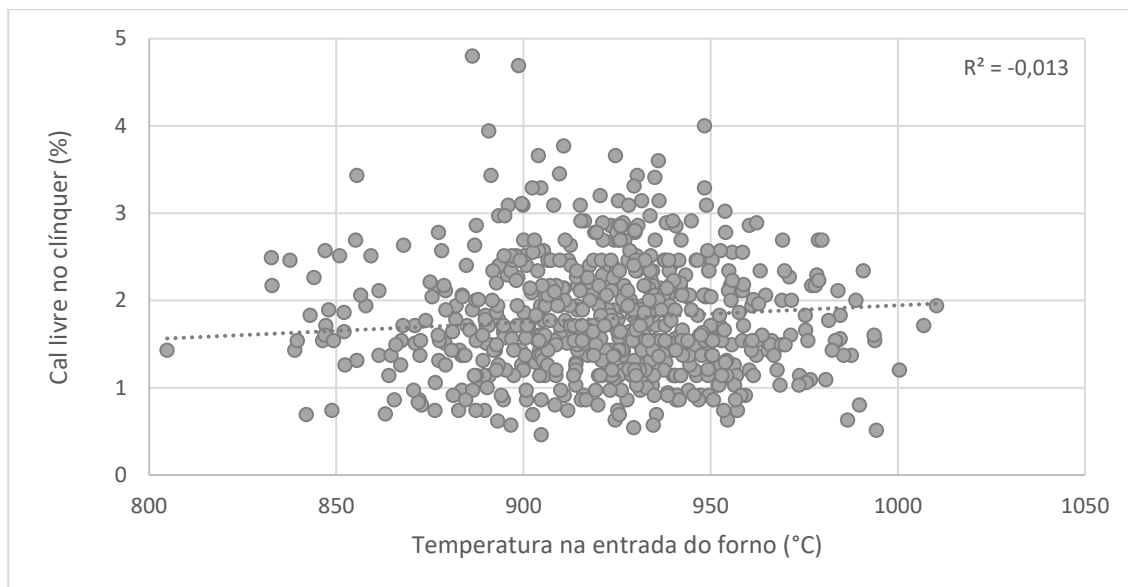
**Tabela 11** – Matriz de correlação das variáveis de entrada com a variável de saída da base de dados.

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16
1	1,00	0,04	0,06	0,10	-0,05	0,07	0,16	0,01	0,20	-0,18	0,00	-0,12	-0,04	0,13	-0,06	-0,02
2	0,04	1,00	0,21	0,09	-0,33	-0,37	-0,19	0,11	-0,30	0,17	-0,01	0,08	0,21	-0,43	-0,16	-0,06
3	0,06	0,21	1,00	0,00	-0,24	-0,10	-0,10	0,07	0,15	0,05	0,01	0,03	0,25	-0,04	-0,04	-0,14
4	0,10	0,09	0,00	1,00	-0,07	-0,08	-0,02	0,01	-0,08	0,03	-0,08	0,04	0,00	0,02	-0,02	-0,06
5	-0,05	-0,33	-0,24	-0,07	1,00	0,24	0,18	-0,09	0,07	-0,07	-0,08	0,01	-0,19	0,44	0,06	-0,01
6	0,07	-0,37	-0,10	-0,08	0,24	1,00	0,24	0,03	0,33	-0,62	-0,27	-0,06	-0,29	0,46	-0,30	-0,12
7	0,16	-0,19	-0,10	-0,02	0,18	0,24	1,00	-0,09	0,16	-0,26	-0,02	-0,06	-0,14	0,27	-0,04	-0,06
8	0,01	0,11	0,07	0,01	-0,09	0,03	-0,09	1,00	0,09	0,26	-0,12	0,04	-0,11	-0,10	-0,24	-0,09
9	0,20	-0,30	0,15	-0,08	0,07	0,33	0,16	0,09	1,00	-0,33	0,07	-0,09	-0,01	0,24	-0,15	-0,12
10	-0,18	0,17	0,05	0,03	-0,07	-0,62	-0,26	0,26	-0,33	1,00	0,09	0,09	0,11	-0,32	0,20	0,26
11	0,00	-0,01	0,01	-0,08	-0,08	-0,27	-0,02	-0,12	0,07	0,09	1,00	0,01	0,18	-0,10	0,08	-0,07
12	-0,12	0,08	0,03	0,04	0,01	-0,06	-0,06	0,04	-0,09	0,09	0,01	1,00	-0,01	-0,03	0,02	-0,03
13	-0,04	0,21	0,25	0,00	-0,19	-0,29	-0,14	-0,11	-0,01	0,11	0,18	-0,01	1,00	-0,42	0,20	-0,18
14	0,13	-0,43	-0,04	0,02	0,44	0,46	0,27	-0,10	0,24	-0,32	-0,10	-0,03	-0,42	1,00	0,11	0,01
15	-0,06	-0,16	-0,04	-0,02	0,06	-0,30	-0,04	-0,24	-0,15	0,20	0,08	0,02	0,20	0,11	1,00	0,13
16	-0,02	-0,06	-0,14	-0,06	-0,01	-0,12	-0,06	-0,09	-0,12	0,26	-0,07	-0,03	-0,18	0,01	0,13	1,00

**Legenda:** 1: temperatura na entrada do forno; 2: pressão na entrada do forno; 3: NO<sub>x</sub> na entrada do forno; 4: CO na entrada do forno; 5: O<sub>2</sub> na entrada do forno; 6: temperatura de saída da torre de ciclones; 7: temperatura do 6º estágio da torre de ciclones; 8: consumo térmico do forno; 9: taxa de combustível no forno; 10: taxa de combustível no pré-calcinador; 11: alimentação de farinha no forno; 12: temperatura na zona de queima; 13: temperatura do ar secundário; 14: corrente do motor do forno; 15: rotação do forno; 16: cal livre no clínquer.

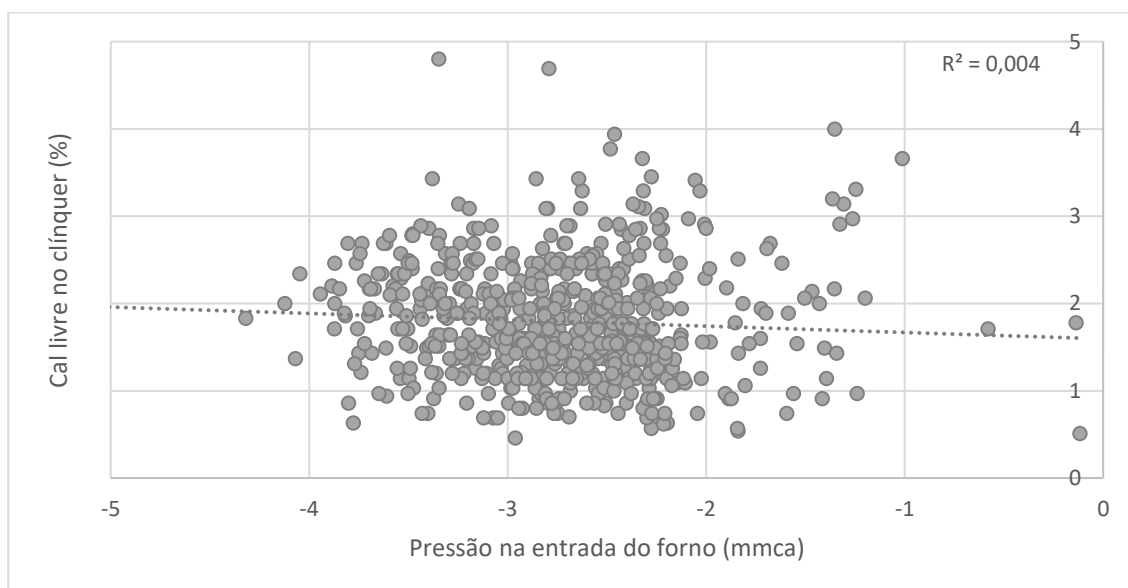
Fonte: Próprio autor.

**Apêndice 4 - Gráficos de correlação da variável de saída cal livre no clínquer em função de cada variável de entrada do modelo.**



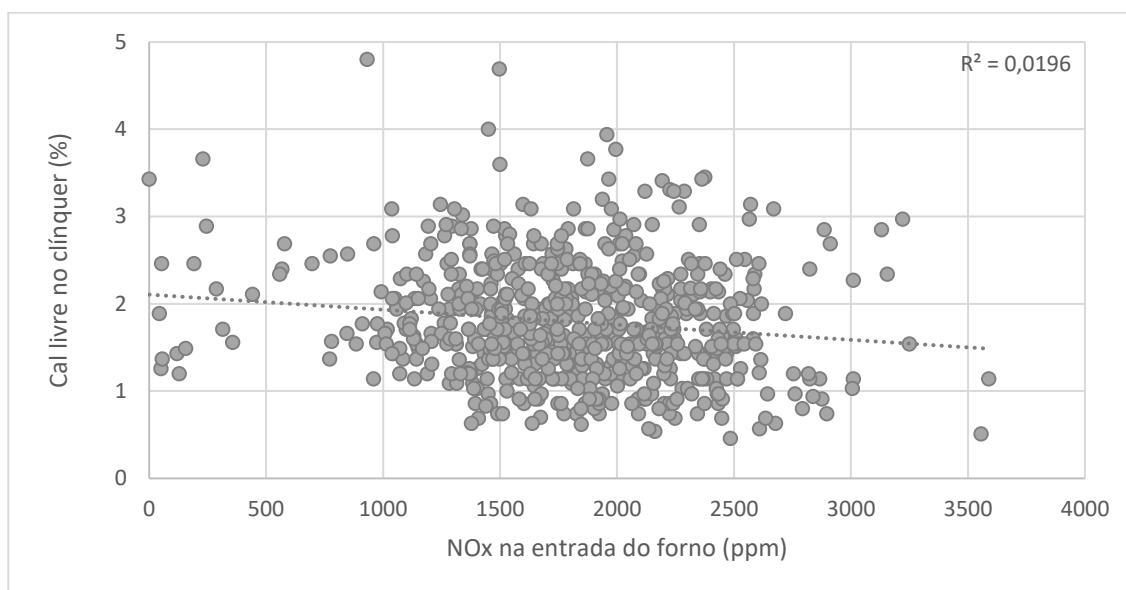
**Figura 40** – Gráfico de correlação entre a variável de saída cal livre no clínquer e a variável de entrada: temperatura na entrada do forno.

Fonte: Próprio autor.

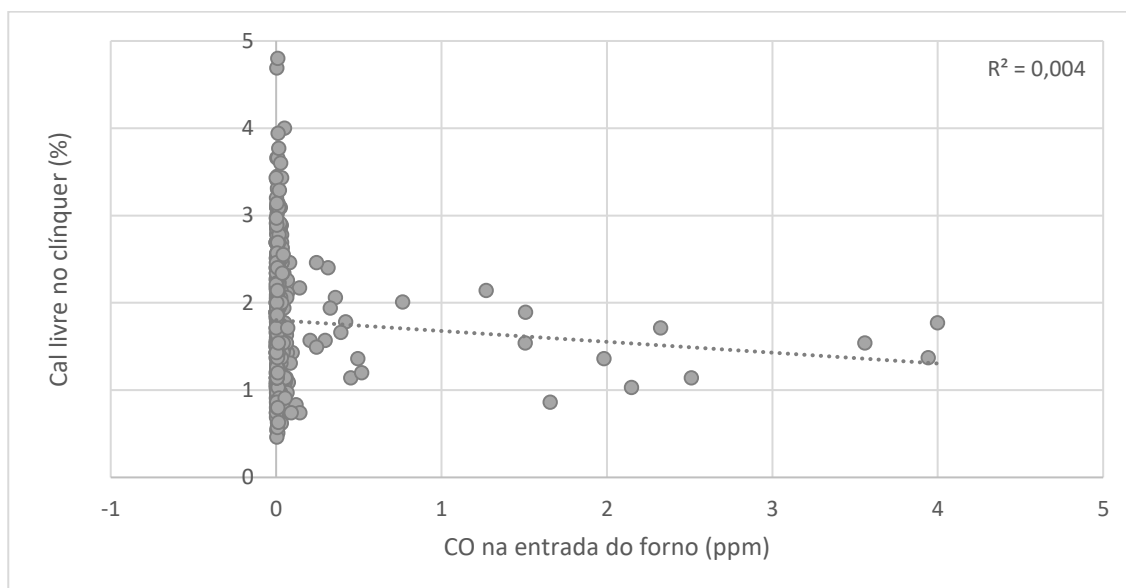


**Figura 41** – Gráfico de correlação entre a variável de saída cal livre no clínquer e a variável de entrada: pressão na entrada do forno.

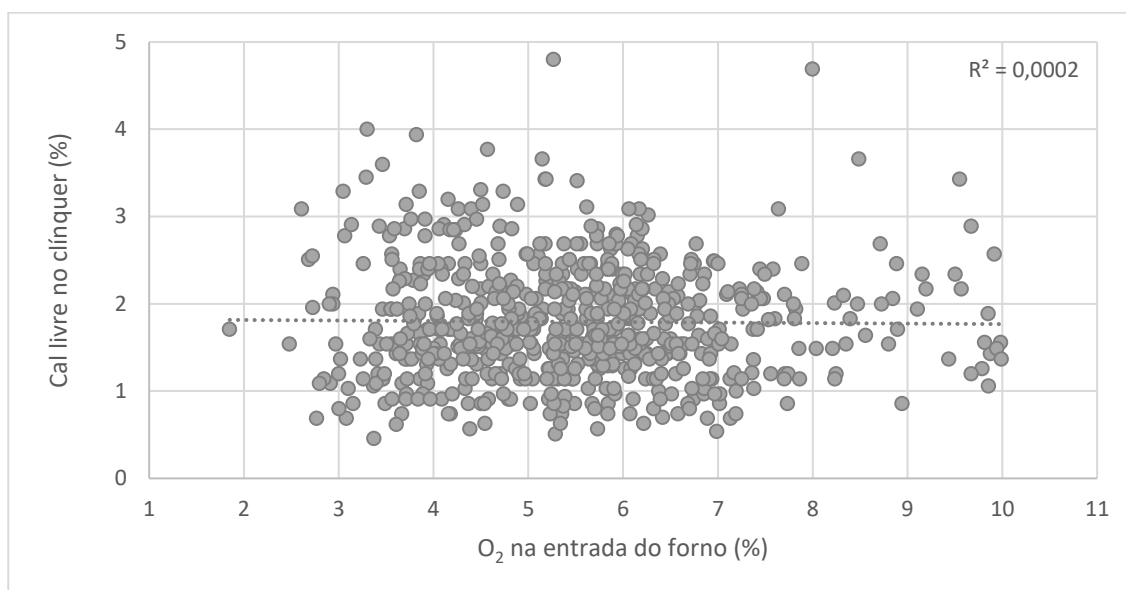
Fonte: Próprio autor.



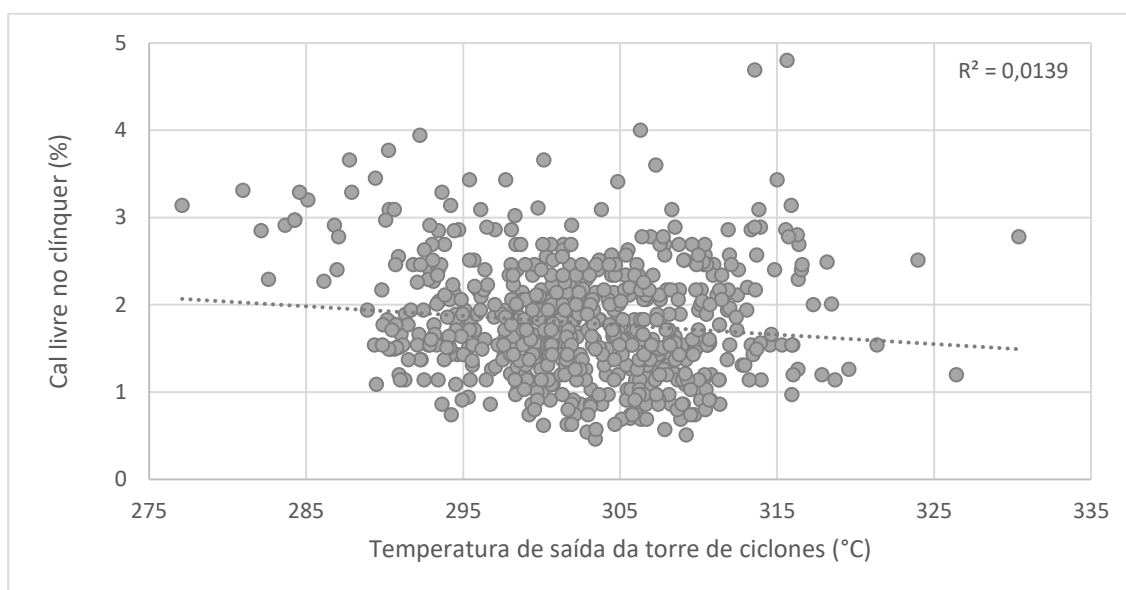
**Figura 42** – Gráfico de correlação entre a variável de saída cal livre no clínquer e a variável de entrada: NOx na entrada do forno.  
Fonte: Próprio autor.



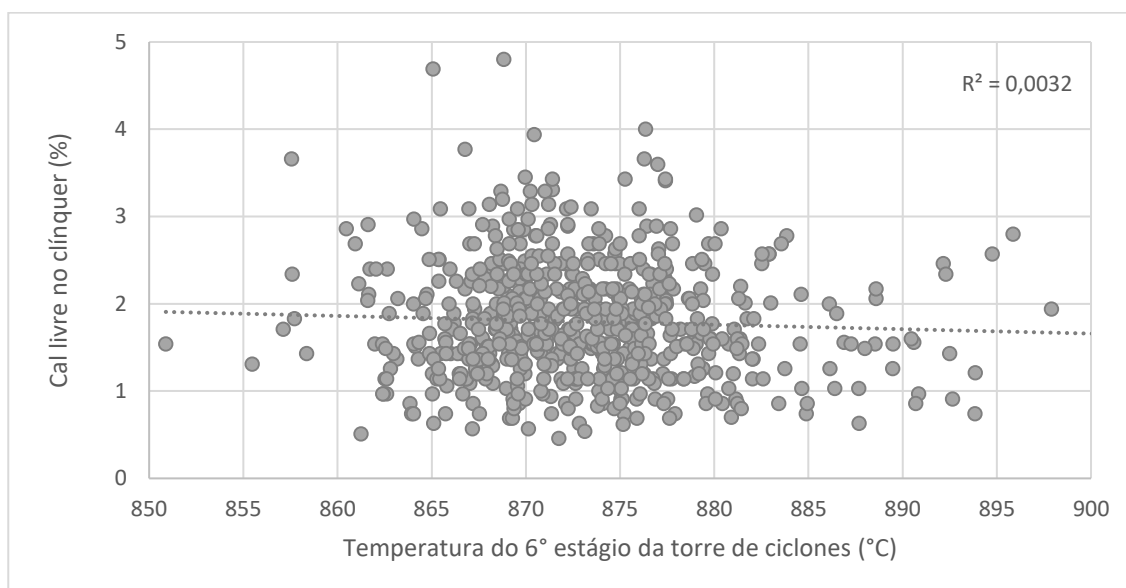
**Figura 43** – Gráfico de correlação entre a variável de saída cal livre no clínquer e a variável de entrada: CO na entrada do forno.  
Fonte: Próprio autor.



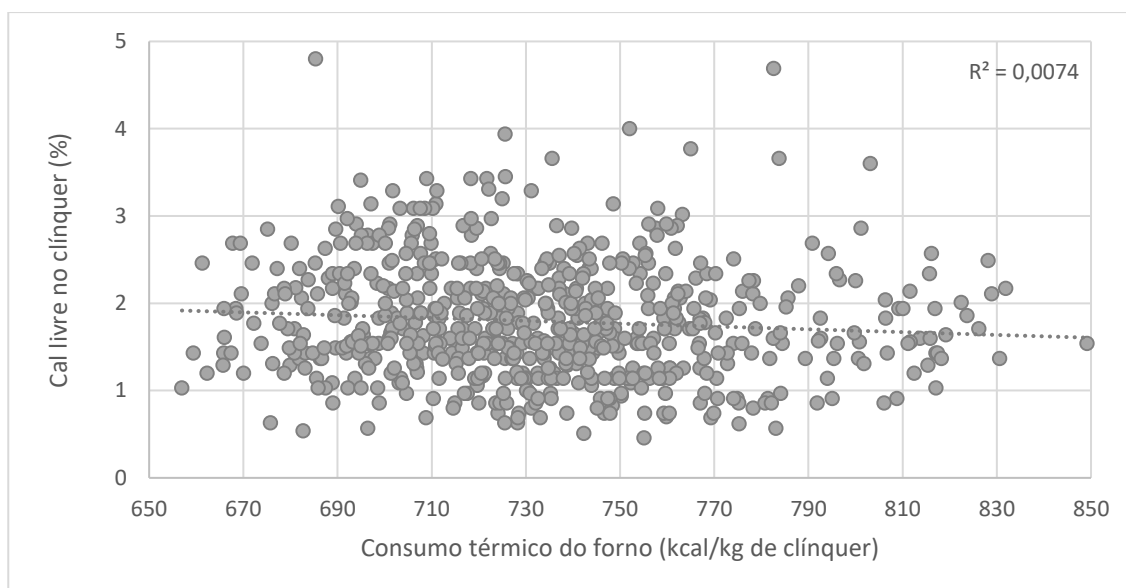
**Figura 44** – Gráfico de correlação entre a variável de saída cal livre no clínquer e a variável de entrada: O<sub>2</sub> na entrada do forno.  
Fonte: Próprio autor.



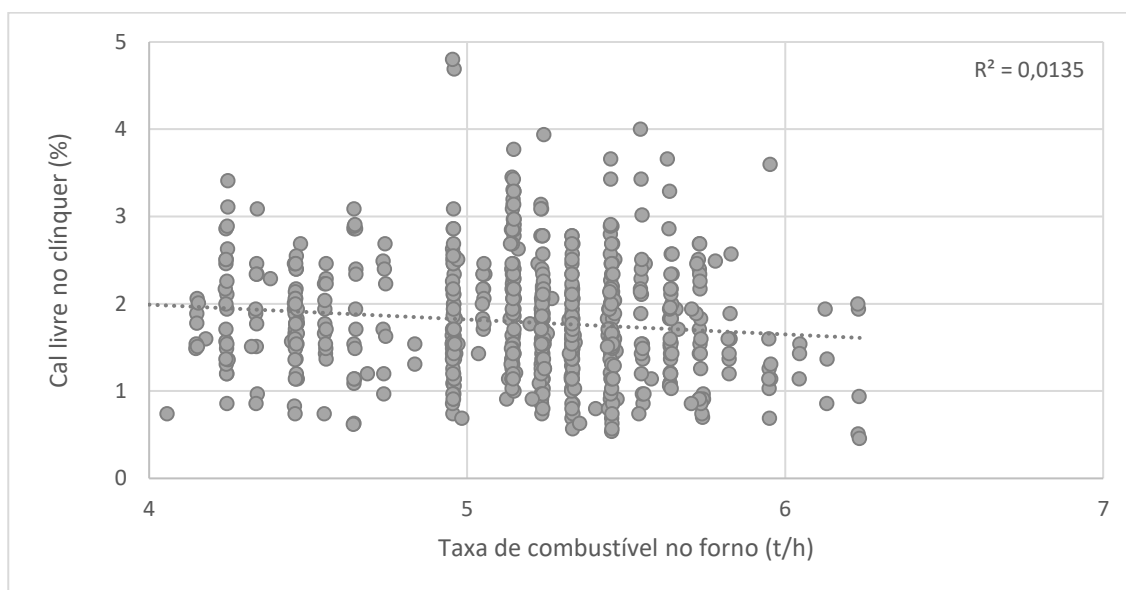
**Figura 45** – Gráfico de correlação entre a variável de saída cal livre no clínquer e a variável de entrada: temperatura de saída da torre de ciclones.  
Fonte: Próprio autor.



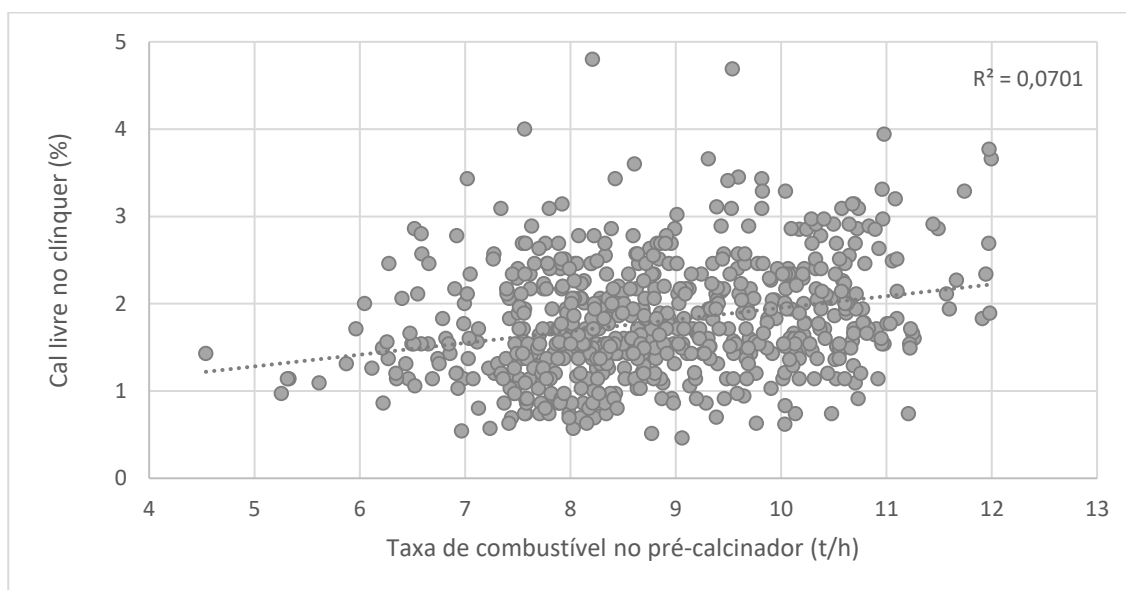
**Figura 46** – Gráfico de correlação entre a variável de saída cal livre no clínquer e a variável de entrada: temperatura do 6º estágio da torre de ciclones.  
Fonte: Próprio autor.



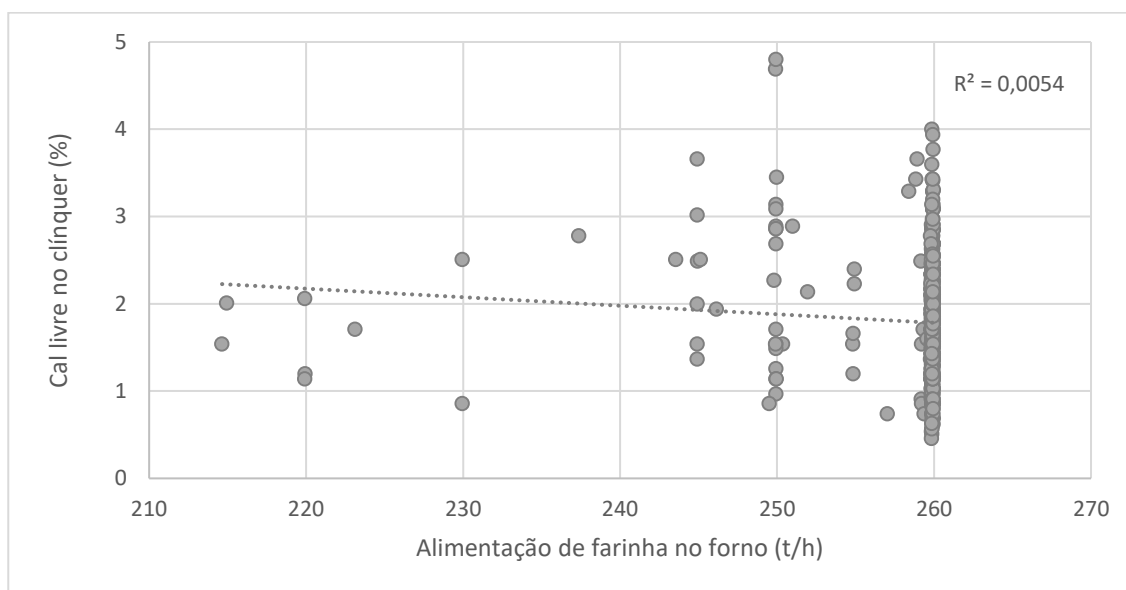
**Figura 47** – Gráfico de correlação entre a variável de saída cal livre no clínquer e a variável de entrada: consumo térmico do forno.  
Fonte: Próprio autor.



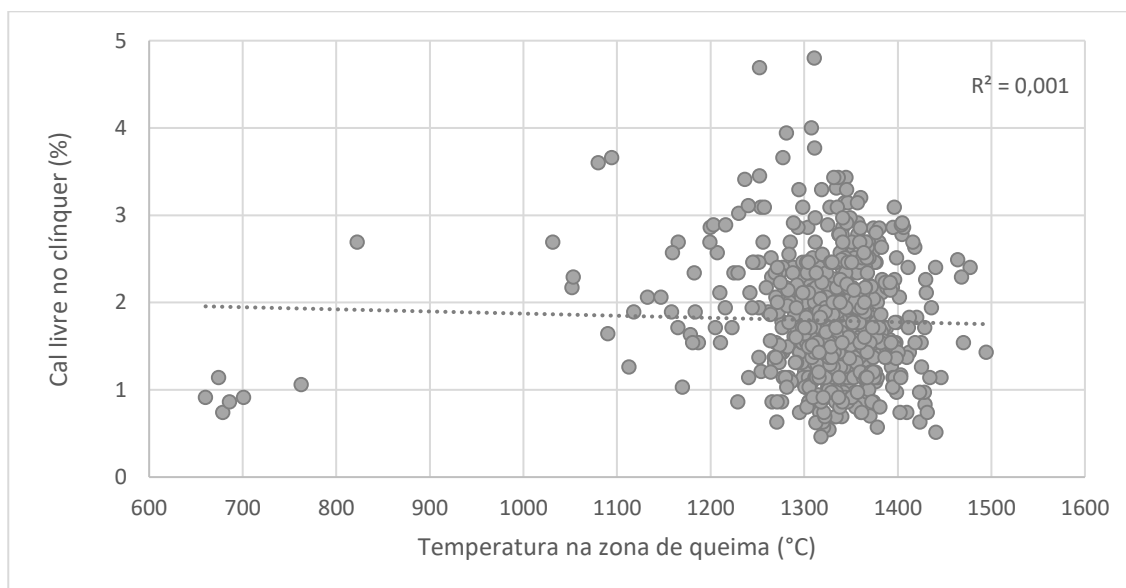
**Figura 48** – Gráfico de correlação entre a variável de saída cal livre no clínquer e a variável de entrada: taxa de combustível no forno.  
Fonte: Próprio autor.



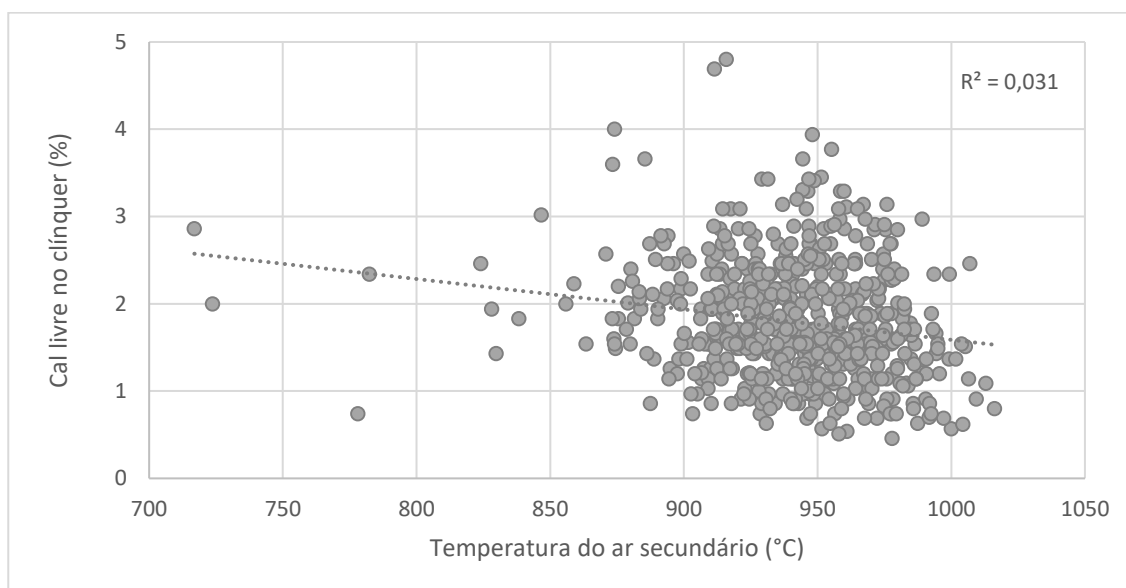
**Figura 49** – Gráfico de correlação entre a variável de saída cal livre no clínquer e a variável de entrada: taxa de combustível no pré-calcinador.  
Fonte: Próprio autor.



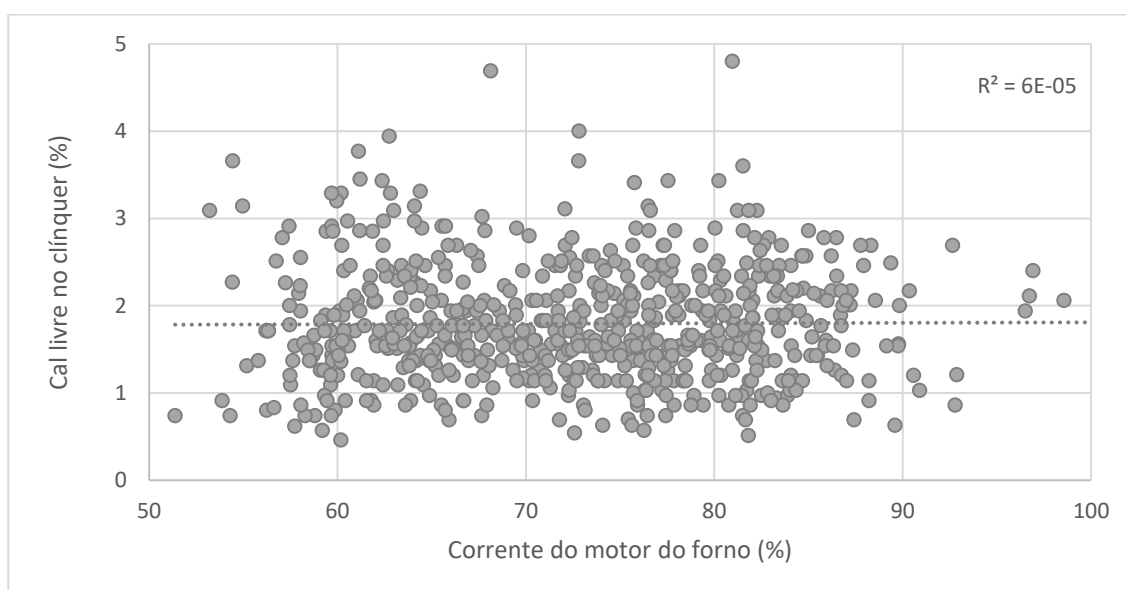
**Figura 50** – Gráfico de correlação entre a variável de saída cal livre no clínquer e a variável de entrada: alimentação de farinha no forno.  
Fonte: Próprio autor.



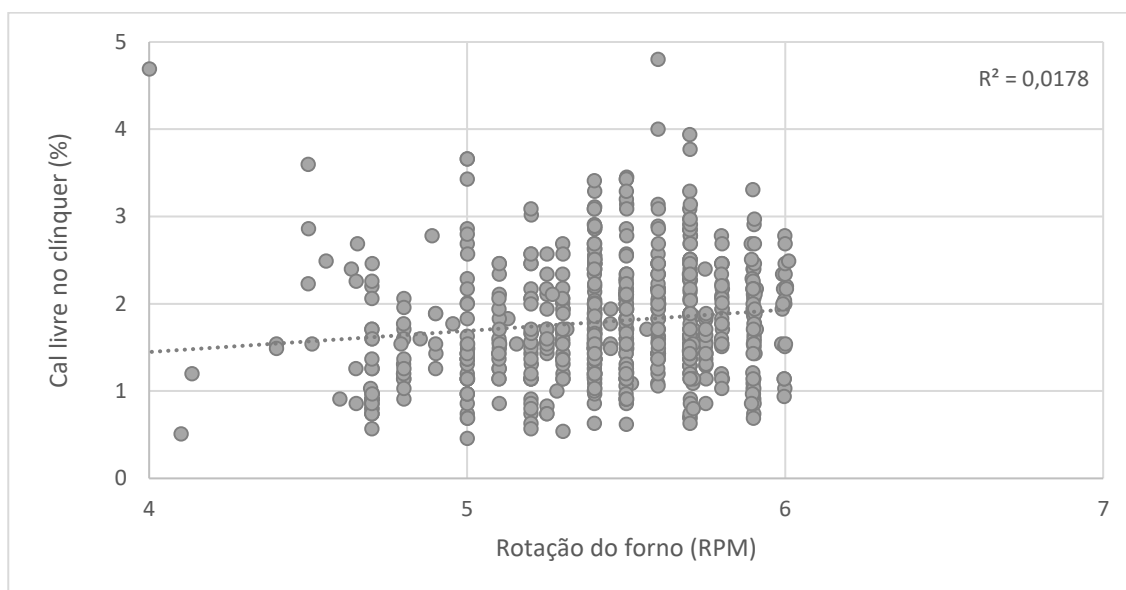
**Figura 51** – Gráfico de correlação entre a variável de saída cal livre no clínquer e a variável de entrada: temperatura na zona de queima.  
Fonte: Próprio autor.



**Figura 52** – Gráfico de correlação entre a variável de saída cal livre no clínquer e a variável de entrada: temperatura do ar secundário.  
Fonte: Próprio autor.



**Figura 53** – Gráfico de correlação entre a variável de saída cal livre no clínquer e a variável de entrada: corrente do motor do forno.  
Fonte: Próprio autor.



**Figura 54** – Gráfico de correlação entre a variável de saída cal livre no clínquer e a variável de entrada: rotação do forno.  
Fonte: Próprio autor.

**Apêndice 5 – Variáveis compostas do modelo de regressão linear múltipla com 93 variáveis de regressão.**

**Tabela 12 – Variáveis compostas do modelo de regressão linear múltipla com 93 variáveis de regressão.**

<b>Nº da Variável composta</b>	<b>Coefficiente <math>\beta</math></b>	<b>Variáveis de entrada utilizadas</b>
-	$\beta_0 = -0,3640$	Termo independente
1	$\beta_1 = 0,9643$	10, 92, 13 <sup>-1</sup> , 42 <sup>-1</sup> , 68 <sup>-1</sup>
2	$\beta_2 = 0,7563$	21, 30, 30, 15 <sup>-1</sup> , 45 <sup>-1</sup>
3	$\beta_3 = -1,2999$	13, 26, 84, 39 <sup>-1</sup> , 58 <sup>-1</sup>
4	$\beta_4 = 0,1363$	55, 78, 91, 38 <sup>-1</sup> , 89 <sup>-1</sup>
5	$\beta_5 = 0,2467$	60, 74, 75 <sup>-1</sup> , 75 <sup>-1</sup> , 87 <sup>-1</sup>
6	$\beta_6 = -0,0174$	77, 78, 78, 91, 62 <sup>-1</sup>
7	$\beta_7 = 1,2446$	21, 73, 75, 13 <sup>-1</sup> , 28 <sup>-1</sup>
8	$\beta_8 = -0,4439$	1, 66, 67, 16 <sup>-1</sup> , 21 <sup>-1</sup>
9	$\beta_9 = -0,0935$	3, 10, 20, 44, 12 <sup>-1</sup>
10	$\beta_{10} = -0,0671$	14, 85, 91, 35 <sup>-1</sup> , 69 <sup>-1</sup>
11	$\beta_{11} = 0,4018$	1, 52, 52, 7 <sup>-1</sup> , 61 <sup>-1</sup>
12	$\beta_{12} = -0,1181$	78, 92, 92, 93, 88 <sup>-1</sup>
13	$\beta_{13} = 1,0829$	9, 56, 83, 89, 54 <sup>-1</sup>
14	$\beta_{14} = -1,4068$	10, 44, 54, 75, 75
15	$\beta_{15} = -0,0873$	18, 63, 80, 89, 50 <sup>-1</sup>
16	$\beta_{16} = -0,3871$	20, 35, 92, 92, 93 <sup>-1</sup>
17	$\beta_{17} = 0,0017$	47, 50, 63, 64, 19 <sup>-1</sup>
18	$\beta_{18} = 0,0048$	32, 32, 32, 34, 3 <sup>-1</sup>
19	$\beta_{19} = -0,0024$	19, 47, 92, 3 <sup>-1</sup> , 29 <sup>-1</sup>
20	$\beta_{20} = -0,0578$	2, 63, 63, 91, 20 <sup>-1</sup>
21	$\beta_{21} = -0,6546$	1, 66, 88, 61 <sup>-1</sup> , 73 <sup>-1</sup>
22	$\beta_{22} = 1,3056$	77, 77, 81, 90, 87 <sup>-1</sup>
23	$\beta_{23} = 0,1444$	31, 55, 63, 87, 59 <sup>-1</sup>

<b>Nº da Variável composta</b>	<b>Valor do Coeficiente <math>\beta</math></b>	<b>Variáveis de entrada utilizadas</b>
24	$\beta_{24} = -0,9754$	14, 55, 75, 92, 58 <sup>-1</sup>
25	$\beta_{25} = 0,8390$	13, 42, 45, 87, 30 <sup>-1</sup>
26	$\beta_{26} = 0,2690$	25, 44, 56, 69, 74 <sup>-1</sup>
27	$\beta_{27} = 1,5558$	45, 74, 74, 92, 23 <sup>-1</sup>
28	$\beta_{28} = -0,2859$	45, 74, 77, 77, 29 <sup>-1</sup>
29	$\beta_{29} = -0,1335$	17, 20, 92, 31 <sup>-1</sup> , 40 <sup>-1</sup>
30	$\beta_{30} = 0,0596$	2, 18, 59, 80, 93 <sup>-1</sup>
31	$\beta_{31} = -0,0719$	40, 90, 91, 92, 84 <sup>-1</sup>
32	$\beta_{32} = 0,0821$	35, 92, 92, 60, 71 <sup>-1</sup>
33	$\beta_{33} = -0,0672$	18, 77, 80, 15 <sup>-1</sup> , 40 <sup>-1</sup>
34	$\beta_{34} = -0,3376$	36, 40, 54, 57, 69
35	$\beta_{35} = 0,6733$	20, 32, 40, 75, 73 <sup>-1</sup>
36	$\beta_{36} = -0,0435$	2, 5, 32, 72, 74 <sup>-1</sup>
37	$\beta_{37} = 0,0004$	20, 20, 34, 92, 78 <sup>-1</sup>
38	$\beta_{38} = 0,0158$	3, 5, 18, 90, 70 <sup>-1</sup>
39	$\beta_{39} = 0,0457$	2, 35, 80, 75 <sup>-1</sup> , 75 <sup>-1</sup>
40	$\beta_{40} = -0,7235$	29, 68, 89, 92, 8 <sup>-1</sup>
41	$\beta_{41} = 0,0236$	55, 70, 92, 93, 9 <sup>-1</sup>
42	$\beta_{42} = 0,2272$	14, 57, 57, 75, 77
43	$\beta_{43} = -0,0773$	3, 5, 17, 35, 90 <sup>-1</sup>
44	$\beta_{44} = 0,1940$	17, 51, 92, 56 <sup>-1</sup> , 56 <sup>-1</sup>
45	$\beta_{45} = 0,0164$	3, 5, 5, 92, 40 <sup>-1</sup>

Fonte: Próprio autor.

**Apêndice 6 – Variáveis compostas do modelo de regressão linear múltipla com 78 variáveis de regressão.**

**Tabela 13 – Variáveis compostas do modelo de regressão linear múltipla com 78 variáveis de regressão.**

<b>Nºda Variável composta</b>	<b>Coefficiente <math>\beta</math></b>	<b>Variáveis de entrada utilizadas</b>
-	$\beta_0 = 3,5340$	Termo independente
1	$\beta_1 = 0,4563$	25, 77, 38 <sup>-1</sup> , 38 <sup>-1</sup> , 42 <sup>-1</sup>
2	$\beta_2 = -0,4222$	43, 73, 73, 13 <sup>-1</sup> , 28 <sup>-1</sup>
3	$\beta_3 = -0,4650$	11, 23, 37 <sup>-1</sup> , 38 <sup>-1</sup> , 73 <sup>-1</sup>
4	$\beta_4 = 0,8162$	6, 46, 60, 1 <sup>-1</sup> , 45 <sup>-1</sup>
5	$\beta_5 = -0,0912$	8, 13, 50, 77, 76 <sup>-1</sup>
6	$\beta_6 = -3,6111$	21, 67, 22 <sup>-1</sup> , 22 <sup>-1</sup> , 51 <sup>-1</sup>
7	$\beta_7 = 0,1396$	14, 38, 45, 29 <sup>-1</sup> , 75 <sup>-1</sup>
8	$\beta_8 = -0,0604$	8, 44, 76, 78, 35 <sup>-1</sup>
9	$\beta_9 = 0,0966$	15, 24, 76, 29 <sup>-1</sup> , 38 <sup>-1</sup>
10	$\beta_{10} = 0,2738$	29, 29, 72, 78, 53 <sup>-1</sup>
11	$\beta_{11} = 1,0667$	37, 39, 51, 7 <sup>-1</sup> , 24 <sup>-1</sup>
12	$\beta_{12} = -0,0442$	3, 32, 77, 77, 77
13	$\beta_{13} = -0,1388$	14, 15, 25, 76, 53 <sup>-1</sup>
14	$\beta_{14} = 0,4063$	3, 15, 23, 42, 24 <sup>-1</sup>
15	$\beta_{15} = -0,0168$	3, 3, 48, 59, 25 <sup>-1</sup>
16	$\beta_{16} = 0,0609$	14, 14, 62, 62, 15 <sup>-1</sup>
17	$\beta_{17} = -0,0618$	3, 14, 36, 62, 46 <sup>-1</sup>
18	$\beta_{18} = 0,1533$	1, 23, 25, 65, 75
19	$\beta_{19} = -0,11059$	65, 76, 78, 10 <sup>-1</sup> , 40 <sup>-1</sup>
20	$\beta_{20} = -0,0441$	9, 15, 44, 72, 78
21	$\beta_{21} = 0,0323$	32, 50, 76, 78, 77 <sup>-1</sup>
22	$\beta_{22} = 0,4496$	14, 23, 77, 8 <sup>-1</sup> , 29 <sup>-1</sup>
23	$\beta_{23} = -0,0672$	2, 9, 32, 62, 76

<b>N°da Variável composta</b>	<b>Valor do Coeficiente <math>\beta</math></b>	<b>Variáveis de entrada utilizadas</b>
24	$\beta_{24} = -0,0344$	32, 32, 47, 62, 76
25	$\beta_{25} = -0,1226$	6, 47, 50, 57, 65
26	$\beta_{26} = -0,2415$	2, 5, 21, 76, 65 <sup>-1</sup>
27	$\beta_{27} = 0,1262$	45, 47, 57, 76, 8 <sup>-1</sup>
28	$\beta_{28} = 0,0175$	20, 32, 32, 32, 50
29	$\beta_{29} = -0,1409$	21, 56, 61, 16 <sup>-1</sup> , 52 <sup>-1</sup>
30	$\beta_{30} = -0,1134$	14, 35, 63, 65, 78
31	$\beta_{31} = -0,0056$	5, 19, 33, 77, 63 <sup>-1</sup>
32	$\beta_{32} = 0,3667$	3, 5, 25, 25, 70 <sup>-1</sup>
33	$\beta_{33} = 0,03414$	30, 32, 50, 62, 36 <sup>-1</sup>
34	$\beta_{34} = 0,0056$	4, 17, 17, 18, 63 <sup>-1</sup>
35	$\beta_{35} = 0,0401$	2, 47, 76, 78, 25 <sup>-1</sup>

10 ANEXOS

Anexo 1 - Apresentação do sistema da fábrica de cimento em estudo.

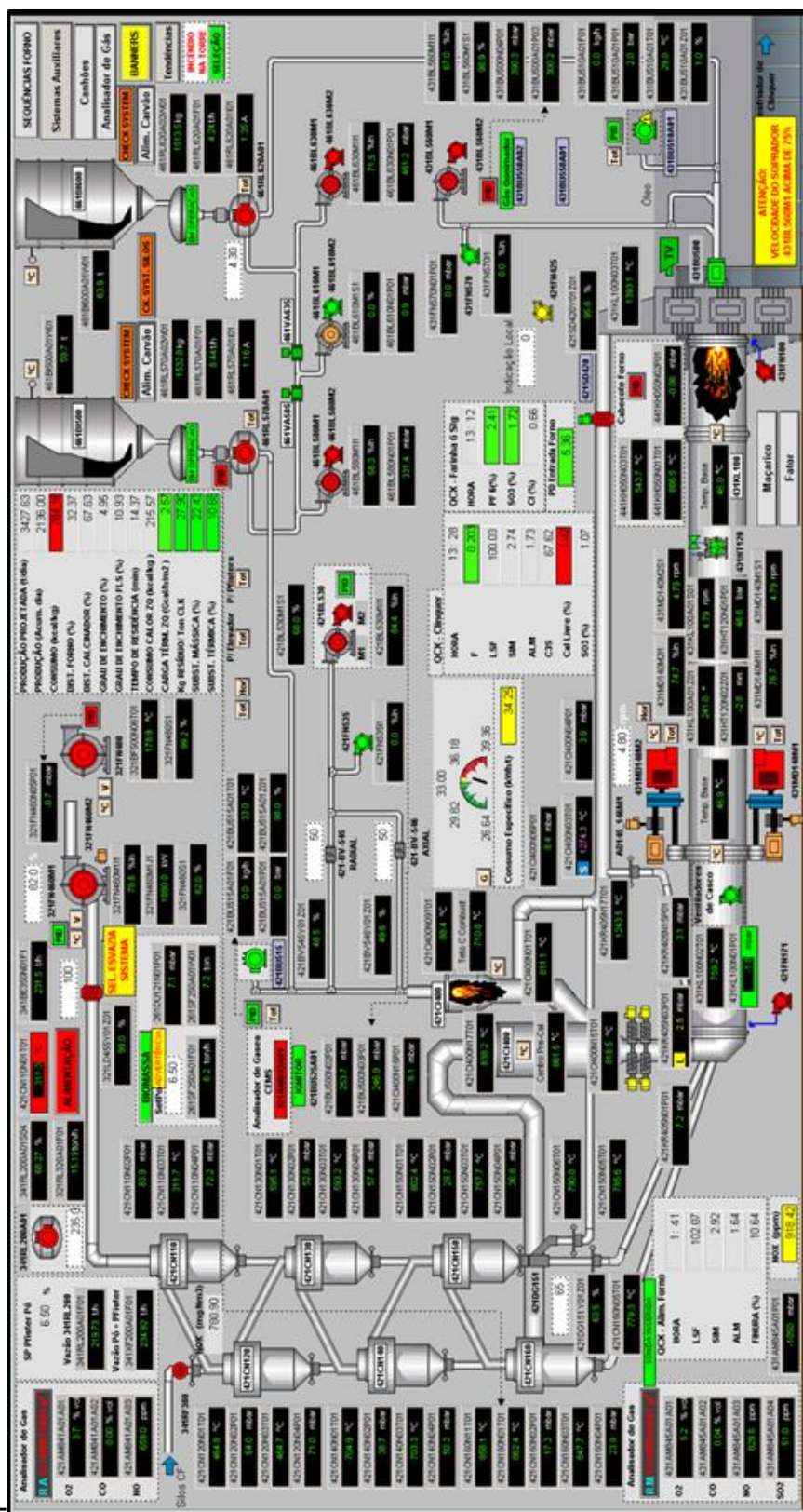


Figura 55 – Tela de supervisor de operação do forno.  
 Fonte: Brennand Cimentos – unidade Sete Lagoas.