

UNIVERSIDADE FEDERAL DE MINAS GERAIS  
Programa de Pós-Graduação em Engenharia Metalúrgica, Materiais e de Minas

Dissertação de Mestrado

Modelamento Do Índice De Tamboramento De Pelotas De Minério De Ferro Para  
Redução Direta

Autor: Luis Alberto Sfalsin Passos  
Orientador: Prof. Antônio Eduardo Clark Peres

Janeiro/2016

Luis Alberto Sfalsin Passos

MODELAMENTO DO ÍNDICE DE TAMBORAMENTO DE PELOTAS DE  
MINÉRIO DE FERRO PARA REDUÇÃO DIRETA

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

Área de Concentração: Metalurgia Extrativa

Orientador: Prof. Antônio Eduardo Clark Peres

Belo Horizonte  
Universidade Federal de Minas Gerais  
Escola de Engenharia  
2016

Dedico este trabalho  
a minha esposa e  
filhos

## **AGRADECIMENTOS**

Agradeço a todos aqueles que, de alguma forma, colaboraram na condução e execução deste estudo e, em especial:

Antônio Eduardo Clark Peres, pela orientação, compreensão e incentivo.

Luiz Fernando Andrade de Castro, pelos ensinamentos.

Henrique Dias Gatti Turrer, pela colaboração.

Denilson Rodrigues de Araujo, Thiago Marchezi Doellinger, pelo apoio, incentivo, conselhos e correções.

João Luis Moreira, Evandro Marchesi, pela ajuda e sugestões.

Gleudson Martins dos Santos, pela coordenação dos testes.

Arthur Trindade Klein, Alexandre Juvenal Anacleto, Breno Adrian Pereira Morbelli e Geisy Buctke pelas colaborações específicas nas análises e execução dos testes.

À Samarco Mineração S/A, pela disponibilização do *pot grate*, sobretudo Vinicius Perin Passigatti.

## SUMÁRIO

|   |    |
|---|----|
| CAPÍTULO 1: INTRODUÇÃO .....  | 1  |
| 1.1 O processo Samarco de pelletização .....                                    | 1  |
| 1.2 O problema da pesquisa .....  | 2  |
| 1.3 Hipótese.....   | 2  |
| 1.4 Objetivos .....   | 3  |
| 1.4.1 Objetivo geral.....   | 3  |
| 1.4.2 Objetivos Específicos.....  | 3  |
| 1.5 Justificativa .....   | 3  |
| CAPÍTULO 2: REVISÃO BIBLIOGRÁFICA .....   | 5  |
| 2.1 Fundamentação Metalúrgica .....   | 5  |
| 2.1.1 Definição de pelota de minério de ferro.....                              | 5  |
| 2.1.2 Diferenciação em relação a outros aglomerados de minérios de ferro .....  | 5  |
| 2.1.3 Fundamentos de pelletização .....   | 6  |
| 2.1.4 Importantes fatores de aglomeração.....                                   | 8  |
| 2.1.5 Adição de insumos .....   | 8  |
| 2.1.6 Superfície específica e umidade do pellet feed .....                      | 9  |
| 2.1.7 Distribuição granulométrica das partículas de minério do pellet feed..... | 10 |
| 2.1.8 Formação da pelota crua .....   | 12 |
| 2.1.9 Mecanismo de formação de pelotas .....                                    | 12 |
| 2.1.10 Endurecimento de pelotas cruas.....                                      | 14 |
| 2.1.11 Processo de secagem de pelotas.....                                      | 15 |
| 2.1.12 Temperatura de choque .....  | 18 |
| 2.1.13 Processo de queima de pelotas .....                                      | 19 |
| 2.1.14 Ligações pelas mudanças das estruturas cristalinas .....                 | 20 |
| 2.1.15 Resfriamento de pelotas queimadas .....                                  | 23 |
| 2.1.16 Outros fatores que afetam a qualidade da pelota crua e queimada .....    | 24 |
| 2.1.16.1 Fatores da pelota crua que afetam a qualidade da pelota queimada ..... | 25 |
| 2.1.16.2 Carga circulante do pelletamento.....                                  | 27 |
| 2.1.16.3 Porosidade das pelotas queimadas .....                                 | 30 |
| 2.1.17 Índice de tamboramento das pelotas queimadas .....                       | 31 |
| 2.2 Fundamentação Estatística .....   | 32 |

|                            |  |    |
|----------------------------|--|----|
| 2.2.1                      | Controle estatístico de um processo .....  | 32 |
| 2.2.2                      | Mapa de processo .....   | 33 |
| 2.2.3                      | Diagrama de causa e efeito .....   | 34 |
| 2.2.4                      | Diagrama de Pareto .....   | 34 |
| 2.2.5                      | Medidas de tendência central .....   | 34 |
| 2.2.5.1                    | Média aritmética.....  | 34 |
| 2.2.5.2                    | Mediana.....   | 35 |
| 2.2.6                      | Diagrama de dispersão e coeficiente de correlação .....  | 36 |
| 2.2.7                      | Regressão .....  | 37 |
| 2.2.8                      | Regressão linear simples .....   | 38 |
| 2.2.9                      | Estimadores dos parâmetros do modelo de regressão simples.....   | 40 |
| 2.2.10                     | O método dos mínimos quadrados .....   | 40 |
| 2.2.11                     | Estimação da reta média de resposta para regressão linear simples .....  | 43 |
| 2.2.12                     | Regressão linear múltipla .....  | 43 |
| 2.2.13                     | Estimadores dos parâmetros do modelo de regressão múltipla .....   | 45 |
| 2.2.14                     | Superfície de resposta ajustada para regressão linear múltipla .....   | 48 |
| 2.2.15                     | Regressão Polinomial.....  | 49 |
| 2.2.16                     | Modelo de regressão polinomial com uma variável explicativa.....   | 51 |
| 2.2.17                     | Modelo de regressão polinomial com uma variável explicativa segunda<br>ordem.....  | 52 |
| 2.2.18                     | Modelo de regressão polinomial com duas variáveis explicativas segunda<br>ordem.....   | 53 |
| CAPÍTULO 3: MATERIAIS..... |  | 55 |
| 3.1                        | Materiais.....   | 55 |
| 3.2                        | Softwares.....   | 55 |
| CAPÍTULO 4: METODOS .....  |  | 56 |
| 4.1                        | Fase de definição (Define) .....   | 56 |
| 4.1.1                      | Histórico do problema.....   | 56 |
| 4.1.2                      | Definição do escopo da pesquisa .....  | 58 |
| 4.2                        | Fase de Medição (Measure) .....  | 59 |
| 4.2.1                      | Levantamento das variáveis referente aos fatores da matéria prima decisivos<br>para aglomeração e formação da pelota crua..... | 59 |

|   |   |    |
|---|---|----|
| 4.2.2                                     | Levantamento das variáveis referente aos fatores decisivos para o processo de evaporação da umidade contida nas pelotas .....   | 59 |
| 4.2.3                                     | Levantamento das variáveis referente aos fatores decisivos para o processo de endurecimento térmico das pelotas cruas, por meio das reações de sinterização.....        | 60 |
| 4.2.4                                     | Levantamento das variáveis referente aos fatores decisivos para o processo de resfriamento de pelotas queimadas e recirculação do calor ao processo de aquecimento..... | 61 |
| 4.2.5                                     | Levantamento das variáveis referente a outros fatores que afetam a qualidade da pelota crua e queimada.....   | 61 |
| 4.2.6                                     | Agrupamento das variáveis conforme processo produtivo .....   | 62 |
| 4.2.7                                     | Amostragem .....  | 64 |
| 4.2.8                                     | Limpeza da amostra .....  | 64 |
| 4.2.9                                     | Redução da variação da amostra .....  | 65 |
| 4.2.10                                    | Padronização da amostra.....  | 66 |
| 4.3                                       | Fase de análise (Analyse).....  | 67 |
| 4.3.1                                     | Pressupostos atribuídos ao modelo de regressão linear .....   | 67 |
| 4.3.2                                     | Análise de normalidade.....   | 68 |
| 4.3.3                                     | Análise de multicolinearidade.....  | 72 |
| 4.3.4                                     | Análise de autocorrelação .....   | 72 |
| 4.3.5                                     | Análise do sentido das correlações pareadas .....   | 76 |
| 4.3.6                                     | Modelagem inicial a partir dos dados de campo .....   | 78 |
| 4.3.7                                     | O modelo de campo .....   | 80 |
| 4.3.8                                     | Validação do modelo de campo, análise de resíduos. ....   | 82 |
| 4.3.9                                     | Relacionamento entre as variáveis primárias e secundárias do modelo de campo.....   | 87 |
| 4.3.10                                    | Planejamento do experimento fatorial .....  | 88 |
| 4.3.11                                    | Preparação do pellet feed para o pelotamento.....   | 89 |
| 4.3.12                                    | Execução do experimento .....   | 90 |
| 4.3.13                                    | Modelagem inicial a partir dos dados gerados em laboratório .....   | 93 |
| 4.3.14                                    | O modelo de laboratório.....  | 96 |
| 4.3.15                                    | Validação do modelo de laboratório .....  | 97 |
| CAPÍTULO 5: RESULTADOS E DISCUSSÕES ..... |   | 99 |

|   |  |     |
|---|--|-----|
| 5.1   | Identificação da importância dos fatores do modelo de campo na previsão do índice de tamboramento..... | 99  |
| 5.2   | Comparação entre o modelo de campo e o modelo de laboratório.....                                      | 102 |
| 5.3   | Discussões a respeito da etapa de aglomeração e crescimento de pelotas.....                            | 103 |
| 5.4   | Influência das dosagens de carvão e calcário no diâmetro da pelota crua.....                           | 104 |
| CAPÍTULO 6: CONCLUSÕES .....                |  | 105 |
| CAPÍTULO 7: SUGESTÕES .....                 |  | 106 |
| CAPÍTULO 8: REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS..... |  | 107 |

## LISTA DE FIGURAS

|  |    |
|--|----|
| Figura 2.1 – Tipos de aglomerados de minério. ....   | 6  |
| Figura 2.2 – Pelotas cruas ideais para a etapa de queima (a) e pelotas cruas com comportamento visco-elástico. ....                                      | 9  |
| Figura 2.3 – Relação entre resistência a compressão das pelotas cruas úmidas e a saturação dos poros. Superfície específica do <i>pellet feed</i> . .... | 10 |
| Figura 2.4 – Diagrama esquemático do estudo de empacotamento de partículas. ....   | 11 |
| Figura 2.5 – Influência das forças capilares no mecanismo de ligação. ....   | 12 |
| Figura 2.6 – Influência da adição de água na formação da pelota crua. ....   | 13 |
| Figura 2.7 – Formação de pelotas cruas em um disco de pelotização. ....  | 14 |
| Figura 2.8 – Forno de grelha móvel para pelotização. ....  | 15 |
| Figura 2.9 – Secagem ascendente I (a) e II (b). ....   | 17 |
| Figura 2.10 – Secagem descendente. ....  | 17 |
| Figura 2.11 – Distribuição de água durante o processo de secagem de um corpo de argila. ....   | 18 |
| Figura 2.12 – Zona de queima forno de pelotização. ....  | 19 |
| Figura 2.13 – Transferência de calor do fluxo gasoso para o leito de pelotas na zona de queima. ....   | 22 |
| Figura 2.14 – (a) Micrografia de uma pelota crua seca para alto-forno. (b) Micrografia de uma pelota para alto-forno sinterizada. ....                   | 23 |
| Figura 2.15 – Zonas de resfriamento primário (a) e secundário (b) forno de pelotização. ....   | 23 |
| Figura 2.16 – Fluxograma esquemático da etapa de aglomeração. ....   | 27 |
| Figura 2.17 – Dados industriais Samarco da carga circulante processo de aglomeração versus porcentagem de partículas menores que 325#. ....              | 28 |
| Figura 2.18 – Pelota queimada nucleada. ....   | 28 |
| Figura 2.19 – Pelota queimada não nucleada. ....   | 29 |
| Figura 2.20 – Pareto padronizado para os efeitos significativos no percentual de pelotas nucleadas. ....   | 29 |
| Figura 2.21 – Contribuição dos efeitos principais no percentual de pelotas nucleadas. ....   | 30 |
| Figura 2.22 – Tambor de teste para determinação do índice de tamboramento. ....  | 32 |

|  |    |
|--|----|
| Figura 2.23 – Diagrama de dispersão e coeficiente de correlação.....                                   | 37 |
| Figura 2.24 – Equação da reta $EY X = x = \beta_0 + \beta_1x$ .....                                    | 39 |
| Figura 2.25 – Esquema de ajustes por MQO.....  | 41 |
| Figura 2.26 – Linha de regressão de mínimos quadrados e resíduos .....                                 | 43 |
| Figura 2.27 – Superfície de regressão linear para $k = 2$ variáveis explicativas.....                  | 45 |
| Figura 2.28 – Exemplo de uma resposta de superfície para $k = 2$ variáveis<br>explicativas.....        | 49 |
| Figura 2.29 – Curvas quadráticas genéricas.....  | 50 |
| Figura 2.30 – Resposta da função tridimensional gerada por computador.....                             | 54 |
| Figura 4.1 – Fases do DMAIC.....   | 56 |
| Figura 4.2 – Principais minerais presentes na matéria prima da Samarco.....                            | 56 |
| Figura 4.3 – Aumento gradativo da goethita com o passar do tempo.....                                  | 57 |
| Figura 4.4 – Relação entre os principais constituintes do minério da Samarco. ....                     | 57 |
| Figura 4.5 – Comportamento do índice de tamboramento .....   | 58 |
| Figura 4.6 – Definição do escopo .....   | 58 |
| Figura 4.7 – Mapa de Processo. ....  | 63 |
| Figura 4.8 – Coleta de dados do PIMS .....   | 64 |
| Figura 4.9 – Limites do Box Plot.....  | 65 |
| Figura 4.10 – Sequenciamento das linhas do banco de dados .....  | 65 |
| Figura 4.11 – Média móvel para o índice de tamboramento .....  | 66 |
| Figura 4.12 – Padronização das variáveis da amostra .....  | 67 |
| Figura 4.13 – Probabilidade normal para o índice de tamboramento. ....                                 | 68 |
| Figura 4.14 – Comparação entre o índice de tamboramento e escore normal,<br>ordenados.....             | 70 |
| Figura 4.15 – Comparação entre o índice de tamboramento normalizado e escore<br>normal, ordenados..... | 71 |
| Figura 4.16 – Probabilidade normal para o índice de tamboramento normalizado. ....                     | 71 |
| Figura 4.17 – Matriz de correlações para análise de multicolienaridade.....                            | 72 |
| Figura 4.18 – FAC, função de autocorreção para o índice de tamboramento<br>normalizado. ....           | 73 |
| Figura 4.19 – Fracionamento da amostra.....  | 75 |

|  |     |
|--|-----|
| Figura 4.20 – FAC, função de autocorreção para o índice de tamboramento normalizado amostra A.....                     | 76  |
| Figura 4.21 – Correlações pareadas do índice de tamboramento normalizado.....  | 77  |
| Figura 4.22 – Box Plot das correlações do índice de tamboramento normalizado.....                                      | 77  |
| Figura 4.23 – Ajustes do modelo de campo as amostras estratificadas .....  | 83  |
| Figura 4.24 – Média dos erros do modelo de campo aplicado as amostras estratificadas.....                              | 84  |
| Figura 4.25 – Ajustes versus erros do modelo de campo aplicado as amostras estratificadas. ....                        | 85  |
| Figura 4.26 – Autocorrelação dos erros do modelo de campo aplicado as amostras estratificadas. ....                    | 86  |
| Figura 4.27 – Curva de probabilidade normal para os erros do modelo de campo aplicado as amostras estratificadas. .... | 86  |
| Figura 4.28 – Relação hierárquica entre as variáveis do modelo de campo .....  | 87  |
| Figura 4.29 – Disco piloto .....   | 90  |
| Figura 4.30 – Pelotas geradas nos testes de 1 a 8 .....  | 91  |
| Figura 4.31 – Pelotas geradas nos testes de 9 a 16 .....   | 91  |
| Figura 4.32 – Visão esquemática do pot grate .....   | 92  |
| Figura 4.33 – Perfil de queima do pot grate .....  | 92  |
| Figura 4.34 – Efeitos padronizados do modelo 1 .....   | 94  |
| Figura 4.35 – Efeitos padronizados do modelo 2 .....   | 95  |
| Figura 4.36 – Efeitos padronizados do modelo 3 .....   | 96  |
| Figura 4.37 – Efeitos padronizados do modelo de laboratório .....  | 97  |
| Figura 4.38 – Análise de resíduos para o modelo de laboratório .....   | 98  |
| Figura 5.1 – Ranking dos coeficientes do modelo de campo .....   | 99  |
| Figura 5.2 – Efeitos principais padronizados do modelo de campo.. .....  | 100 |
| Figura 5.3 – Influência das variáveis explicativas no índice de tamboramento.. .....                                   | 101 |
| Figura 5.4 – Efeitos principais do modelo de laboratório.....  | 102 |
| Figura 5.5 – Interações entre os fatores do modelo de laboratório.....   | 102 |
| Figura 5.6 – Influência das dosagem de calcário e carvão no diâmetro da pelota crua                                    | 103 |
| Figura 5.7 – Influência das dosagens de calcário e carvão na granulometria da pelota crua.....                         | 103 |

Figura 5.8 – Efeitos principais do modelo do diâmetro médio..... 104

## LISTA DE TABELAS

|  |     |
|--|-----|
| Tabela II.1 – Principais variáveis do processo de pelotização e suas influências na pelota crua..... | 25  |
| Tabela II.2 – Influências da pelota crua na pelota queimada.....                                     | 26  |
| Tabela IV.1 – FAC, Função de autocorrelação. .   | 74  |
| Tabela IV.2 – Identificação das variáveis irrelevantes do modelo preliminar. ....                    | 80  |
| Tabela IV.3 – Identificação das variáveis irrelevantes do modelo de campo.....                       | 81  |
| Tabela IV.4 – Experimento fatorial .....   | 89  |
| Tabela IV.5 – Proporção de insumos adicionados.....  | 90  |
| Tabela IV.6 – Caracterização do <i>pellet feed</i> . ....  | 90  |
| Tabela IV.7 – Dados de granulometria e qualidade gerados nos experimentos fatoriais.....             | 93  |
| Tabela IV.8 – Dados de temperatura do forno gerados nos experimentos fatoriais .....                 | 93  |
| Tabela V.1. – Incrementos no índice de tamboramento conforme variável .....                          | 101 |

## LISTA DE SIGLAS

|          |   |
|----------|---|
| Tamb     | Índice de tamboramento da pelota queimada                     |
| TbNorm   | Tamboramento Normalizado                                      |
| Comp     | Compressão da pelota queimada                                 |
| SiO2mist | Sílica do <i>pellet feed</i> da mistura                       |
| CaOmist  | Oxido de cálcio do <i>pellet feed</i> da mistura              |
| Cmist    | Carbono total do <i>pellet feed</i> da mistura                |
| B2       | Basicidade binária da pelota queimada                         |
| Pvacuo   | Pressão de vácuo da filtragem                                 |
| HemEsp   | Hematita especular do <i>pellet feed</i>                      |
| Goethita | Goethita do <i>pellet feed</i>                                |
| H2O      | Umidade do <i>pellet feed</i>                                 |
| SE       | Superfície específica do <i>pellet feed</i>                   |
| Menor325 | Partículas passantes na peneira de 325# do <i>pellet feed</i> |
| SpCalc   | Setpoint de Calcário da mistura                               |
| SpBent   | Setpoint de bentonita   |
| SpCarv   | Setpoint de carvão da mistura                                 |
| SpAgl    | Setpoint de aglomerante da mistura                            |
| PPC      | Perda por calcinação do <i>pellet feed</i>                    |
| pHmist   | pH do <i>pellet feed</i> da mistura                           |
| Almed    | Alimentação média dos discos                                  |
| RetTotal | Retorno total do pelotamento                                  |
| RpmMedia | Rotação média dos discos                                      |
| F63      | Percentual de pelotas queimadas menores que 6,3mm             |
| F6a8     | Percentual de pelotas queimadas entre 6 e 8mm                 |
| F8a9     | Percentual de pelotas queimadas entre 8 e 9mm                 |
| F9a12    | Percentual de pelotas queimadas entre 9 e 12mm                |
| F12a16   | Percentual de pelotas queimadas entre 12 e 16mm               |
| F16a19   | Percentual de pelotas queimadas entre 16 e 19mm               |
| F8a16    | Percentual de pelotas queimadas entre 8 e 16mm                |
| Diam     | Diâmetro médio da pelota queimada                             |

|             |  |
|-------------|--|
| Relação     | Relação granulométrica da pelota queimada                  |
| CPCU        | Compressão da pelota crua úmida                            |
| CPCS        | Compressão da pelota crua seca                             |
| Resiliência | Teste de quedas  |
| AlimGr      | Alimentação da grelha                                      |
| AltCamada   | Altura da camada   |
| VelGrelha   | Velocidade da grelha                                       |
| TSACoifa    | Temperatura secagem ascendente coifa                       |
| PSACoifa    | Pressão secagem ascendente coifa                           |
| TSACxv1     | Temperatura secagem ascendente caixa de vento              |
| PSACxv1     | Pressão secagem ascendente coifa                           |
| TSDCoifaR   | Temperatura secagem descendente de recuperação             |
| TSDCoifa    | Temperatura secagem descendente coifa                      |
| PSDCoifa    | Pressão secagem descendente coifa                          |
| TSDCxv      | Temperatura secagem descendente caixa de vento             |
| PSDCxv      | Pressão secagem descendente caixa de vento                 |
| PPqCoifa    | Pressão pre-queima coifa                                   |
| PQ1Coifa    | Pressão queima 1 coifa                                     |
| TQ1Cxv      | Temperatura queima 1 caixa de vento                        |
| TQ2Cxv      | Temperatura queima 2 caixa de vento                        |
| PQ2Cxv      | Pressão queima 2 caixa de vento                            |
| Ttubulão    | Temperatura duto de recuperação                            |
| PRpCoifa    | Pressão resfriamento primário coifa                        |
| PRpCxv      | Pressão resfriamento primário                              |
| PRsCxv      | Pressão resfriamento secundário                            |
| TPelotaQ    | Temperatura pelota queimada                                |
| TSACoifap   | Temp. média secagem ascendente coifa ( <i>pot grate</i> )  |
| TSDCoifap   | Temp. média secagem descendente coifa ( <i>pot grate</i> ) |
| TPSQCoifap  | Temp. média pré-queima coifa ( <i>pot grate</i> )          |
| TQCoifap    | Temp. média queima coifa ( <i>pot grate</i> )              |
| TPSQCoifap  | Temp. média pos-queima coifa ( <i>pot grate</i> )          |
| TRCoifap    | Temp. média resfriamento coifa ( <i>pot grate</i> )        |

|          |   |
|----------|---|
| TSACxvp  | Temp. média secag. ascend. caixa de vento ( <i>pot grate</i> )  |
| TSDCxvp  | Temp. média secag. descend. caixa de vento ( <i>pot grate</i> ) |
| TPSQCxvp | Temp. média pré-queima caixa de vento ( <i>pot grate</i> )      |
| TQCxvp   | Temp. média queima coifa caixa de vento ( <i>pot grate</i> )    |
| TPOQCxvp | Temp. média pos-queima caixa de vento ( <i>pot grate</i> )      |
| TRpCxvp  | Temp. média resfriamento caixa de vento ( <i>pot grate</i> )    |

## RESUMO

Com o passar dos anos observa-se uma mudança nas características mineralógicas dos minérios de ferro lavrados nas novas minas da Samarco Mineração SA. De acordo com levantamentos podem ser constatadas mudanças nos percentuais da hematita porosa, hematita especular e da goethita na constituição do concentrado de minério de ferro. Pode-se verificar uma tendência de aumento do percentual de goethita bem como do PPC (perda por calcinação) característica intrínseca ao minério.

Estes fatos implicam em uma maior dificuldade da concentração em garantir a qualidade da polpa de minério bombeada para as usinas de pelotização, visto que fatores como a granulometria do minério (partículas menores que 325#) e a superfície específica são afetadas pela mineralogia. Por consequência há uma maior dificuldade no processo de filtragem para obtenção do *pellet feed* com a faixa de umidade necessária para o processo de pelotamento e queima. De outra forma o aumento do PPC dificulta o processo de secagem das pelotas no forno de pelotização exigindo um maior aporte térmico para retirada da água residual contida nos cristais que não evaporam a 100C<sup>0</sup>.

Todos estes fatores contribuem para a qualidade da pelota queimada interferindo na sua resistência física como compressão a frio e tamboramento. No entanto as pelotas queimadas de minério de ferro devem resistir ao manuseio durante o processo de transporte, até o cliente final, para que não sofram degradação. Neste contexto, o índice de tamboramento é uma das principais características monitoradas durante o processo de produção da pelota. O índice de tamboramento mede a porcentagem de finos gerados por uma dada amostra de pelotas queimadas quando submetida a rolamentos dentro de um tambor de dimensões padronizadas, e por esse motivo é denominado teste de tamboramento.

O presente trabalho objetivou a identificação das variáveis que mais influenciam o índice de tamboramento por meio do desenvolvimento de um modelo dinâmico fundamentado na metalurgia do processo de pelotização e na teoria estatística de regressão linear múltipla. A partir destes princípios, e a aplicação da metodologia DMAIC, as variáveis de processo

candidatas ao modelo, foram identificadas, tratadas e padronizadas. A base de dados formada foi utilizada para geração do modelo para o índice de tamboramento denominado modelo de campo. O modelo de campo foi validado de acordo com as premissas atribuídas aos erros associadas ao modelo de regressão linear. A análise direta da magnitude dos coeficientes do modelo mostrou a importância de variáveis, tais como: temperatura da caixa de vento da secagem descendente, velocidade da grelha móvel e distribuição de tamanho das pelotas, para o controle do índice de tamboramento. Posteriormente, um novo modelo com menor número de variáveis foi gerado em laboratório a partir dos testes de pelletização realizados no *pot grate*. O modelo de laboratório foi construído para afirmar as principais relações identificadas pelo modelo de campo, no entanto em um ambiente controlado. Além disso, o modelo de laboratório permitiu a observação de outros fatores que influenciam diretamente o crescimento das pelotas cruas mudando a distribuição de tamanho, por conseguinte, abrindo espaço para estudos futuros.

## ABSTRACT

Over the years, a change is observed in the mineralogical characteristics of iron ore mined in new mines of Samarco SA. According to surveys, changes can be observed in the percentage of porous hematite, specular hematite and goethite in the constitution of iron ore concentrate. We observed a trend of increased percentage of goethite and LOI (loss on ignition) intrinsic characteristics of the iron ore.

Therefore, these facts imply greater difficulty to concentrating and ensuring the quality of the iron ore slurry pumped to the pellet plants, since factors such as particle size (particles smaller than 325 #) and the specific surface of ore are affected by mineralogy. Consequently, there is a greater difficulty in the filtering process to obtain the *pellet feed* with a moisture range required for the process of pelletizing and firing. On the other hands, when increasing the LOI it can be difficult the drying process of pellets in the pelletizing furnace, requiring a greater thermal input to remove the residual water contained in the crystals that do not evaporate at 100C<sup>0</sup>.

All these factors contribute to the quality of burned pellets, and characteristics as cold compression and tumbler. However, the fired pellets of iron ore should resist handling during the transport process to the end customer, without suffer degradation. In this context, the tumbler index is one characteristic that must be monitored during pellet production process. The tumbler index measures the percentage of fines generated by a given sample of burned pellets when subjected to bearings within a tumbler of standardized dimensions, and for this reason is called as tumbler test.

This study aimed to identify the variables that most influence the tumbler index through developed a dynamic model based on the metallurgy of the pelletizing process and the statistical theory of multiple linear regression. Based on this principles and application of DMAIC methodology, the process variables candidates for the model, were identified, treated and standardized. The database formed was used to generate a model for the tumbler index called as field model. The field model was validated according as the assumptions assigned to the errors associated with the linear regression model. The direct

analysis of the magnitude of the model coefficients showed the importance of variables such as: downdraft drying wind box temperature, travelling grate speed and the pellets size distribution, for the tumbler index control. Subsequently a new model with fewer variables was generated in the laboratory from the pelletizing tests realized in pot grate. The laboratory model was built to assert the main relationships identified by the field model however in a controlled environment. In addition, the laboratory model allowed the observation of other factors that directly influence the growth of the green pellets changing the size distribution therefore suggesting future studies.

## CAPÍTULO 1: INTRODUÇÃO

### 1.1 O processo Samarco de pelotização

Na Samarco Mineração SA, o processo para produção de pelotas de minério de ferro inicia-se com a lavra do minério em mina a céu aberto no município de Mariana-MG. Entre os principais minerais lavrados estão a hematita e a goethita. Após a lavra, o minério bruto passa pelo processo de beneficiamento objetivando a retirada de impurezas e o aumento do teor de ferro para valores em torno de 66%. São três os tipos de concentrados produzidos; sílica normal (CNS), sílica baixa (CLS) e sílica alta (CHS). Após o processo de concentração, o minério em forma de polpa é transportado por meio de mineroduto até as usinas de pelotização em Ponta Ubu, no município de Anchieta-ES.

Em Ubu, a polpa é tratada nos processos de espessamento e filtragem, onde filtros a vácuo fazem o trabalho final para retirada da umidade excedente obtendo-se um fino de minério adequado para pelotamento denominado *pellet feed*. Em seguida, o *pellet feed* é prensado com o objetivo de aumentar a superfície específica do material. Eventualmente, parte do *pellet feed* obtido é direcionado para venda. A outra parte é transformada em pelotas, nos discos de pelotização. Para isto faz-se necessário a adição de insumos, nas linhas de mistura, que favoreçam o crescimento das pelotas cruas e o processo de endurecimento. Os principais insumos adicionados ao *pellet feed* são carvões minerais, calcários e aglomerantes.

A formação e o crescimento das pelotas cruas dão-se nos discos de pelotização. A produção dos discos é encaminhada por meio de transportadores de correia até as mesas de rolos. As mesas de rolos são equipamentos que realizam a função de classificação, separando as pelotas cruas por faixa de tamanho. As pelotas rejeitadas no processo de classificação retornam ao processo de pelotamento, juntando-se ao *pellet feed*.

As pelotas na faixa de tamanho desejado são alimentadas no forno de endurecimento do tipo *travelling grate*, passando pelos estágios de secagem, queima e resfriamento. Ao final do processo as pelotas queimadas são novamente classificadas por faixa de tamanho

em peneiras vibratórias. O rejeito do processo é denominado *pellet screenings*, vendido para fabricantes de sinter. O produto final é estocado e exportado para o mercado transoceânico de pelotas de minério de ferro, alimentando os fornos das siderúrgicas ao redor do mundo.

## **1.2 O problema da pesquisa**

Para garantia da qualidade física, as pelotas de minério de ferro devem resistir ao manuseio durante o processo de transporte, até o cliente final, evitando assim que sofram degradação. Logo, é importante que certas características físicas, desejadas para as pelotas queimadas, sejam continuamente monitoradas durante o processo produtivo. Uma das características é o índice de tamboramento.

O índice de tamboramento é uma das principais características que diz respeito à qualidade física das pelotas queimadas. O índice de tamboramento mede a porcentagem de finos gerados de uma dada amostra de pelotas queimadas, simulando o manuseio durante os processos de transporte e estocagem.

É sabido que qualidade está na contramão da produtividade. Logo, em prol de se manter os índices de tamboramento faz-se a opção pela redução da produção, afetando diretamente a margem de lucro da empresa.

Logo, o índice de tamboramento é um problema para produtividade e faz-se necessário o melhor entendimento das variáveis que o afetam.

## **1.3 Hipótese**

O controle inteligente das variáveis que afetam o índice de tamboramento proporcionará um equilíbrio entre a qualidade do produto e a produtividade, maximizando a margem de lucro da empresa.

## **1.4 Objetivos**

### **1.4.1 Objetivo geral**

O objetivo da pesquisa é apontar as variáveis que influenciam significativamente o índice de tamboramento, em termos de média e variabilidade, para propor ações que melhorem o controle do processo produtivo de forma a buscar o ponto de equilíbrio entre qualidade e produção, garantindo assim os níveis desejados de produtividade, margem de lucro e satisfação dos clientes.

Será utilizada uma abordagem estatística para modelamento e previsão do índice de tamboramento, a fim de determinar os valores objetivos para as variáveis explicativas, que suportem as metas de tamboramento e produção da usina III de pelletização da Samarco Mineração SA.

### **1.4.2 Objetivos Específicos**

- Descrever o problema relativo ao índice de tamboramento.
- Levantar o histórico do problema
- Levantar restrições e suposições
- Descrever o processo envolvido
- Definir a melhor forma de estratificação do problema
- Coletar dados históricos para análise
- Levantar as variáveis que possuem potenciais influencias no índice de tamboramento
- Executar experimentos laboratoriais
- Gerar modelo estatístico de previsão do índice de tamboramento
- Determinar as variáveis de maior influência
- Reportar conclusões e generalizações

## **1.5 Justificativa**

A necessidade de se produzir pelotas que não se degradem ao serem manipuladas ao longo da cadeia produtiva é de fundamental importância para a satisfação dos clientes e para a manutenção da margem de lucro da empresa. Ocorre que, com a necessidade da exploração de novas jazidas, observam-se mudanças nas características físico-químicas do minério de ferro, tornando-se cada vez mais desafiador o controle do processo para atender metas de tamboramento e produção.

## **CAPÍTULO 2: REVISÃO BIBLIOGRÁFICA**

### **2.1 Fundamentação Metalúrgica**

#### **2.1.1 Definição de pelota de minério de ferro**

De acordo com MEYER (1980), pelotas de minério de ferro são bolas produzidas a partir de concentrados de minérios de ferro natural de diferentes composições mineralógicas e químicas, com algumas propriedades notáveis, tais como:

- Distribuição de tamanho uniforme dentro de uma faixa principal de 9-15 mm de diâmetro.
- Alta porosidade de 25% a 30%.
- Elevado teor de ferro com mais de 63% de ferro.
- Praticamente nenhuma perda com redução ou volatilidade.
- Composição mineralógica uniforme sob a forma de hematita facilmente redutível.
- Uniforme e elevada resistência mecânica.
- Baixa tendência à abrasão e baixa degradação durante o transporte.
- Boa resistência mecânica mesmo sob estresse térmico em atmosfera redutora.

#### **2.1.2 Diferenciação em relação a outros aglomerados de minérios de ferro**

Segundo MEYER (1980) o processo mais simples e rápido para aglomerar grãos finos de matéria-prima é o de briquetagem. Grãos finos de minérios de ferro, por exemplo, podem ser transformados em briquetes com a adição de água ou de outra pasta sob elevada pressão mecânica. Os briquetes podem ser diretamente processados sem a necessidade de tratamento térmico antes do seu uso. Embora o seu comportamento metalúrgico em fornos de fusão ou de redução seja muito bom, a briquetagem de minérios de ferro é restrita, pois os custos de transformação são relativamente elevados e, sobretudo, a capacidade de produção unitária de briquetes é limitada quando comparada as enormes quantidades de minérios finos ou concentrados a serem aglomerados. O processo de briquetagem ainda é utilizado a fim de aglomerar pequenas quantidades de rejeitos e

outros materiais circulantes. O processo tem adquirido importância crescente para briquetagem de finos de ferro-esponja. O segundo processo de aglomeração atualmente mais importante é o de sinterização. Ele difere da pelletização devido a várias características, tais como:

- Produzido com minério de granulação de partículas grossas com um diâmetro de até 8mm.
- Coque como principal fonte de energia.
- A mistura granulada deve ser aquecida ligeiramente acima da temperatura de fusão.
- O produto final consiste de um bolo de sinter esponjoso, parcialmente fundido, que necessita ser britado, moído e peneiramento para trazê-lo ao tamanho de grão utilizável de 5-30 ou 5-50mm.

A Figura 2.1 mostra as diferentes formas externas dos aglomerados produzidos de acordo com o processo.

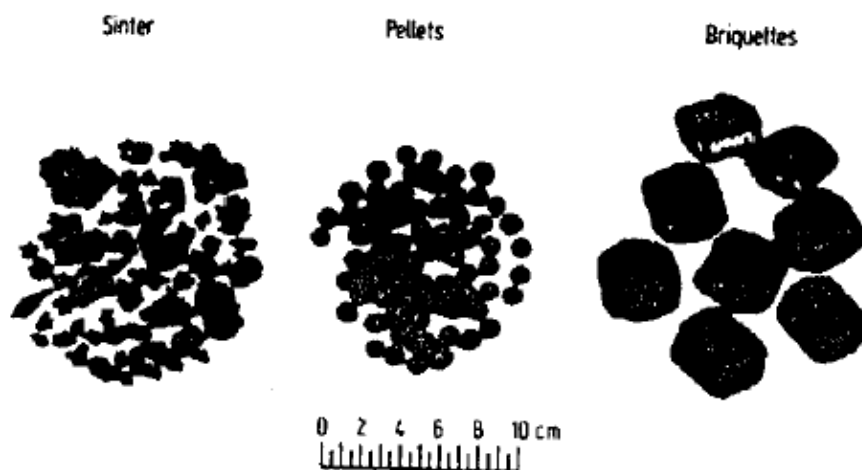


Figura 2.1 – Tipos de Aglomerados de Minério (MEYER, 1980).

### 2.1.3 Fundamentos de pelletização

Pelota difere de minério granulado, e até certo ponto também do sinter, por várias propriedades pré-determinadas diz MEYER (1980). Apesar da grande variedade de matérias-primas utilizadas, as pelotas produzidas devem ter as mesmas propriedades físico-químicas, que são julgadas em conformidade com as normas internacionalmente

aceitas. Devido à sua grande variedade e importância, as propriedades exigidas das pelotas foram estabelecidas e estão especificadas no item 2.1.1.

De acordo com a tecnologia disponível, quase todos os minérios de ferro, com teor elevado de ferro, podem ser pelletizados. Magnetita, hematita, limonita e seus concentrados, bem como misturas preparadas propositadamente ou subprodutos pertinentes de outras indústrias. Para obter as propriedades necessárias tendo em vista a grande variedade de matérias primas disponíveis, métodos de produção adequados devem ser adotados, descritos e discutidos a seguir por MEYER (1980).

As etapas de processo envolvidas para se produzir pelotas a partir das matérias primas são:

- Fase 1: Preparação da matéria prima.
- Fase 2: Formação das pelotas cruas.
- Fase 3: Endurecimento das pelotas cruas.

MEYER (1980) ressalta que o sucesso na produção de pelotas exige uma máxima eficiência e harmonia entre todas as etapas do processo visto que as etapas anteriores influenciam fortemente a etapa subsequente. Um erro cometido na fase anterior só pode ser corrigido de forma limitada nas etapas subsequente do processo. Durante o endurecimento, por exemplo, pelotas de má qualidade podem ser produzidas a partir de pelotas cruas defeituosas. A formação de pelotas tem como objetivo a obtenção de pelotas cruas em intervalos de tamanhos desejados e com uma resistência mecânica que as permitam serem transportadas com segurança dos equipamentos de pelletização para as instalações de endurecimento. Durante a formação das pelotas cruas, a partir de partículas sólidas de grãos finos de minério, muitas forças diferentes interagem entre si e são designadas como mecanismos de ligação.

#### 2.1.4 Importantes fatores de aglomeração

Os fatores decisivos para as propriedades e para formação da pelota crua podem ser divididos segundo MEYER (1980), nos seguintes grupos:

- Forças físicas, tais como: as forças magnéticas ou eletrostáticas e de Van Der Waals.
- Fatores dependentes da superfície, tais como: tamanho, distribuição granulométrica, forma e estrutura cristalina, das partículas.
- Fatores dependentes do material, tais como: molhabilidade capacidade de absorção devido à estrutura de poros, disponibilidade de componentes de crescimento, propriedades químicas dos minérios primários ou dos produtos após tratamento prévio.
- Forças de capilaridade e tensão superficial durante a adição de ligantes líquidos, tais como: água ou outros.

Alguns destes fatores, principalmente os fatores dependentes da matéria prima, não são variáveis. No entanto, a influência destes fatores nas propriedades das pelotas cruas é variável. De acordo com estes fatores, as matérias primas a serem pelletizadas, devem ser adaptadas para atender as exigências requeridas no processo de pelletização diz MEYER (1980).

Os fatores variáveis são, por exemplo: a quantidade de água acrescentada, a forma e tamanho das partículas de minério, o equipamento utilizado para a formação das pelotas cruas, as forças resultantes de tais equipamentos bem como o movimento da matéria prima dentro das unidades ressalta MEYER (1980).

#### 2.1.5 Adição de insumos

Segundo FONSECA (2004), a adição de insumos ao *pellet feed* é essencial para que as pelotas adquiram as características físicas, químicas e metalúrgicas necessárias a sua utilização nos processos subsequentes. Os principais insumos utilizados são:

- Carvão Mineral: Introduce energia térmica no processo de endurecimento da pelota reduzindo parcialmente o consumo de combustível.
- Calcário: fornece o  $CaO$  e o  $MgO$  necessários ao processo de endurecimento da pelota. O óxido de cálcio é fundamental na formação de compostos que irão favorecer a geração de ganga ácida fortalecendo a ligação entre os grãos de minério a baixas temperaturas. O magnésio melhora as propriedades das pelotas durante o processo de redução formando gangas com pontos de fusão mais elevados. É fundamental para que as pelotas adquiram resistência mecânica e metalúrgica adequada aos processos posteriores.
- Agentes Aglomerantes: Bentonita, de origem inorgânica, porém com alto teor de sílica o que desfavorece a sua adição na produção de pelotas do tipo redução direta devido à redução do teor de ferro. Aglomerante orgânico a base de CMC (carboximetilcelulose), um polímero eficiente em imobilizar a água, fornecendo um controle eficiente da taxa de crescimento da pelota crua. O uso eficiente do ligante melhora as propriedades físicas das pelotas cruas e queimadas. Em solução aquosa é altamente viscoso, controla a formação dos capilares e tamanhos das pelotas.

### 2.1.6 Superfície específica e umidade do *pellet feed*

Estudos realizados por FONSECA (2004) mostraram que a variação da superfície específica do *pellet feed* é um fator preponderante na etapa de aglomeração.

FONSECA (2004) constatou que um aumento na superfície específica, para o mesmo nível de umidade e insumos adicionados, levava a produção de pelotas com um comportamento visco-elástico, Figura 2.2. Reduzindo-se o teor de umidade do *pellet feed* este comportamento era minimizado.

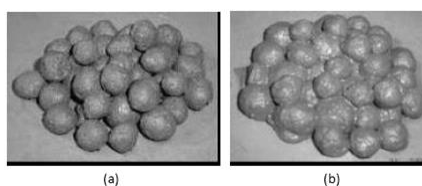


Figura 2.2 – Pelotas cruas ideais para a etapa de queima (a) e pelotas cruas com comportamento visco-elástico (FONSECA, 2004).

Ademais FONSECA (2004), observou que para materiais com elevada superfície específica e baixa umidade, conseqüentemente com menor saturação de água nos poros, ocorre uma redução no valor de compressão da pelota crua úmida e vice-versa. Todavia existe um ponto ótimo, ponto de inflexão da curva Figura 2.3, no qual a saturação leva ao máximo de resistência a compressão da pelota crua úmida, porem a umidade ideal dependerá fortemente da distribuição granulométrica do *pellet feed*. Uma baixa resistência à compressão levará a degradação das pelotas cruas no transporte do disco até a entrada do forno de pelletização, aumentando o percentual de finos na grelha.

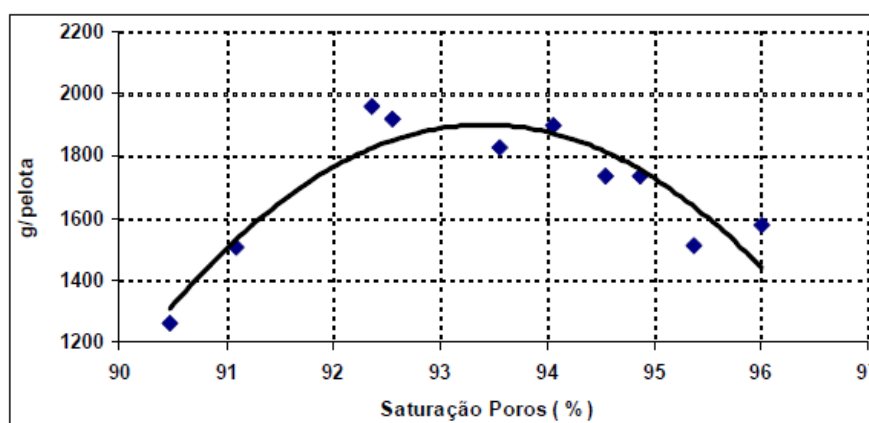


Figura 2.3 – Relação entre resistência a compressão das pelotas cruas úmidas e a saturação dos poros. Superfície específica do *pellet feed* (FONSECA, 2004).

### 2.1.7 Distribuição granulométrica das partículas de minério do *pellet feed*

Um fator importante que afeta a resistência das pelotas cruas e queimadas (resistência à compressão e resiliência ou resistência a quedas) é a distribuição granulométrica do minério. Partículas muito finas, durante a formação das pelotas, ocupam os espaços vazios (poros) dos aglomerados, reduzindo os interstícios e as ramificações capilares do sistema, favorecendo o aumento da densidade da pelota e a redução da taxa de crescimento. No caso de materiais hidratados, as forças capilares e de fricção são responsáveis pela resistência do aglomerado (FONSECA, 2004).

FONSECA (2004) explica ainda que o processo de empacotamento das partículas é determinado pela força de gravidade e pela força de coesão nos pontos de contato entre

as partículas. Partículas de alta densidade que a força de coesão é menor do que a força peso (mg), assumem posições de menor energia potencial no empacotamento Figura 2.4(a). Entretanto partículas em que os pesos são menores do que as forças de coesão permanecem na posição assumida no ponto inicial de contato formando estruturas de baixa densidade Figura 2.4(b).

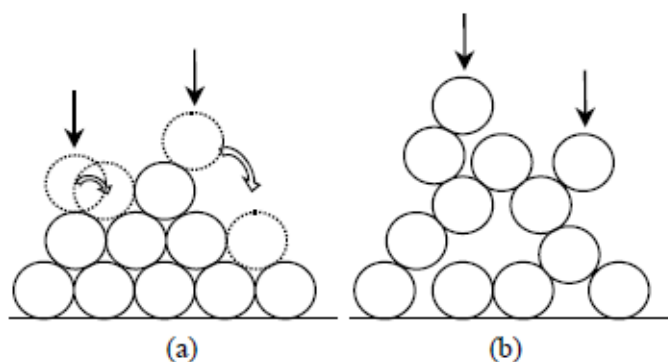


Figura 2.4 – Diagrama esquemático do estudo de empacotamento de partículas (FONSECA, 2004).

Na prática observa-se que um aumento da proporção de hematita especular afeta diretamente a etapa de aglomeração e queima das pelotas principalmente nos aspectos de qualidade física (tamboramento, compressão e porosidade). Para um aumento da hematita porosa, a água requerida para o processo de aglomeração é maior, ocupando os poros das partículas. Aliado a este fato está à formação de uma estrutura de baixa densidade devido ao menor peso da partícula, proporcionando a geração de uma estrutura frágil de pelotas que se reflete na pelota queimada (FONSECA, 2004).

FONSECA (2004) explica que a distribuição granulométrica das partículas de minério é muito importante no processo de mistura, para controlar a porosidade das pelotas. Após a sinterização, os poros se fecham e as pelotas reduzem de volume. Esta redução é maior para uma maior porosidade da pelota crua. Em termos práticos, isto deveria ser mantido tão baixo quanto possível para assegurar uma maior velocidade de queima (gradientes de temperaturas nas pelotas causam fadiga, proporcionando a contração dentro do intervalo de sinterização que podem resultar na formação de trincas).

### 2.1.8 Formação da pelota crua

MEYER (1980) explica que além da parte sólida, mistura de minério e insumos, uma parte líquida também é necessária, adição de água, para formação da pelota crua. As forças resultantes da interface sólido/líquido têm um efeito de coesão entre as partículas sólidas, líquidas e ar. As forças de interface consistem, em primeira instância, da tensão superficial do elemento líquido, geralmente água, e em sequência do desenvolvimento de forças capilares nas pontes líquidas formadas entre as superfícies individuais das partículas. Nestas condições, uma determinada força de tração ocorre. As forças resultantes da tensão superficial formam uma superfície líquida côncava através da qual a força de compressão se torna ativa. O efeito das forças capilares é claramente mostrado na Figura 2.5. A forma côncava das superfícies líquidas no exterior dos poros e a sucção capilar mantêm as partículas de minério juntas.

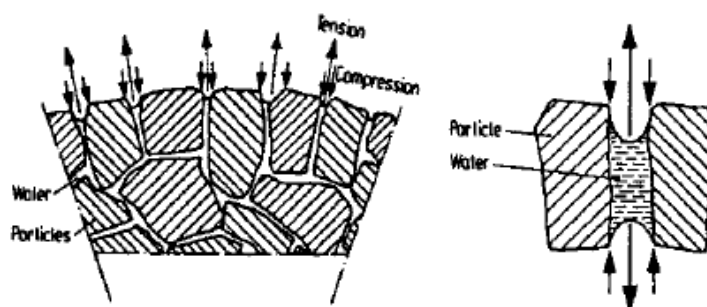


Figura 2.5 – Influência das forças capilares no mecanismo de ligação (MEYER, 1980).

### 2.1.9 Mecanismo de formação de pelotas

A matéria-prima pode ser constituída, de acordo com a sua preparação, tanto de conglomerados de grãos secos ou de uma torta úmida de minério proveniente do processo de filtragem. No primeiro caso, os minérios foram submetidos à moagem a seco, no outro, úmida. As maiorias dos concentrados estão disponíveis como torta úmida de minério. Quando partículas sólidas e secas de minério entram em contato com uma película de água, suas superfícies são molhadas. As partículas de minério são revestidas com água, como é esquematicamente mostrado na Figura 2.6, fase A. Em várias partes, as partículas

molhadas tocam umas com as outras. Devido à tensão superficial do filme de água, pontes líquidas são formadas, Figura 2.6, fase B. Como resultado do movimento das partículas no interior da unidade de pelotamento e da combinação das gotas individuais de água, cada uma contendo um ou mais grãos de minério, os primeiros aglomerados se formam, Figura 2.6, fase C. Soltas no interior dos aglomerados, pontes líquidas aparecem entre um grande número de vazios ainda existentes. Estas pontes líquidas prendem as partículas juntas, como uma rede. Pelotas soltas são formadas. Com a maior oferta de água os aglomerados se condensam e mais e mais água é infiltrada no interior dos aglomerados que se tornam ainda mais densos, Figura 2.6 fase D. Nesta fase da formação da pelota crua as forças capilares das pontes líquidas individual estão essencialmente ativas. O melhor desta fase de formação da pelota é alcançado quando todos os poros no interior do aglomerado são preenchidos com líquido, porém o revestimento, ainda desuniforme, não cobre por completo o aglomerado, Figura 2.6 fase E. A fase final é alcançada, quando as partículas sólidas são totalmente revestidas com uma película de água, Figura 2.6, fase F.

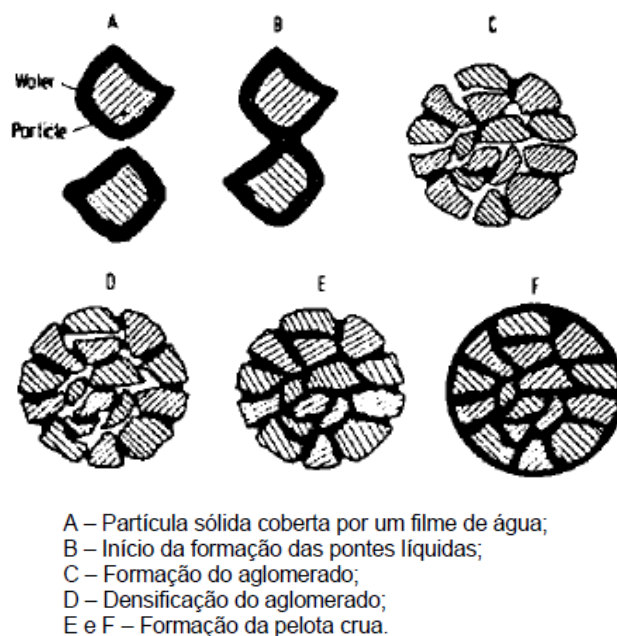


Figura 2.6 – Influência da adição de água na formação da pelota crua (MEYER, 1980).

Durante a produção das pelotas cruas, a formação se dá paralelamente à desintegração de certo número de pelotas. Somente aquelas pelotas que suportam divisões e forças

destrutivas, durante a rolagem no disco de pelotização, sobrevivem, logo, uma seleção natural das melhores pelotas ocorre. A concorrência entre as forças construtivas e destrutivas favorece a formação de pelotas cruas surpreendentemente uniformes, densas e estáveis (Figura 2.7).



Figura 2.7 – Formação de pelotas cruas em um disco de pelotização (MEYER, 1980).

A teoria e as fórmulas matemáticas decorrentes são baseadas, em grande parte, utilizando-se partículas de formas precisamente definidas, tais como pelotas ou uma matéria-prima específica, como o quartzo, calcário ou vidro. As fórmulas matemáticas descobertas para a formação da pelota podem, assim, servir apenas como um guia, pois, cada minério tem a sua forma de partículas e distribuição de tamanhos típicos. Para determinação destas fórmulas é necessária uma investigação individual de cada tipo minério ou mistura.

### 2.1.10 Endurecimento de pelotas cruas

Em poucos casos é possível usar pelotas cruas diretamente em processos metalúrgicos devido a sua baixa resistência mecânica. Pelotas devem ter uma alta resistência principalmente para suportar o transporte e as tensões que ocorrem nas operações metalúrgicas. Esta resistência pode ser adquirida por tratamento térmico sob atmosfera controlada ou pela utilização de aglomerantes de ação hidráulica explica MEYER (1980). O processo térmico mais difundido para endurecimento de pelotas cruas, em escala industrial, trabalha com temperaturas abaixo do ponto de fusão do minério, realizando

isto em dois estágios: secagem de pelotas, seguido por aquecimento e queima (Figura 2.8). Assim como na formação de pelotas cruas, também devem ser encontradas as melhores condições de secagem para garantir o máximo alcance das propriedades finais da pelota queimada. Logo, a resistência da pelota crua não deve se deteriorar durante o processo de secagem. No entanto, se for o caso, correções adequadas devem ser feitas no processo devido às diferentes propriedades dos minérios segundo MEYER (1980).

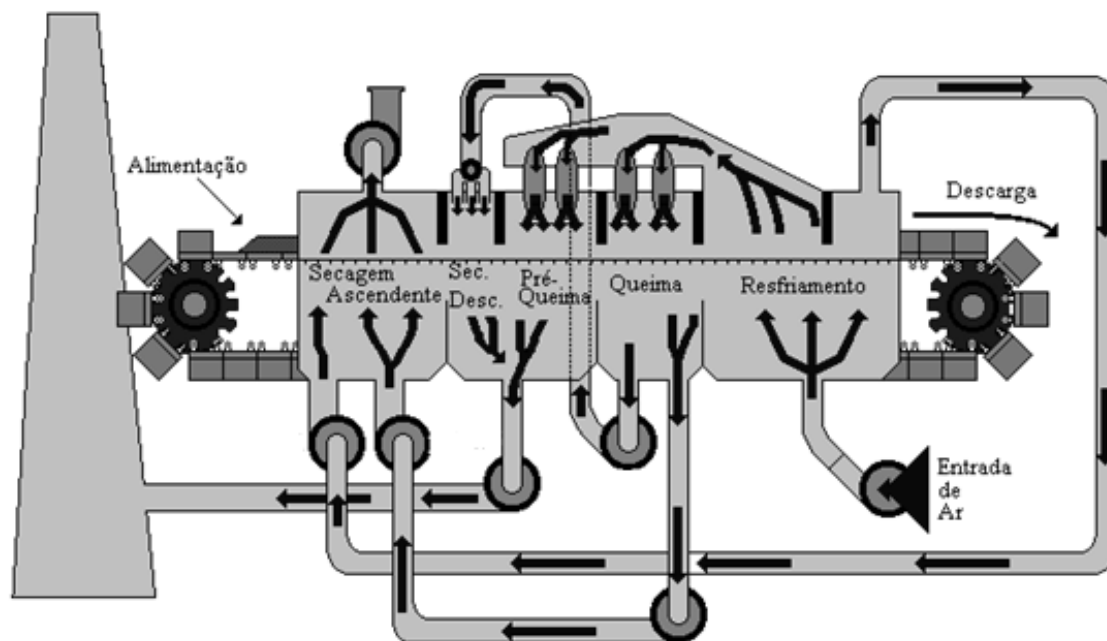


Figura 2.8 – Forno de grelha móvel para pelotização (FONSECA, 2003).

### 2.1.11 Processo de secagem de pelotas

Durante a secagem, a umidade contida nas pelotas cruas é evaporada pelos gases quentes. Desta forma, convém notar que a água pode estar contida nas pelotas cruas em uma variedade de combinações, explica MEYER (1980):

- Há água nos interstícios entre as partículas, poros e capilares.
- No caso de um minério poroso, a água também pode estar nos poros dos grãos individuais de minério.
- A água pode estar quimicamente combinada como hidróxido de limonita ou outros minerais que acompanham o óxido de ferro.

- A água pode estar incorporada nos aglomerantes, argilas ou bentonita, que tendem para a formação de gel.
- A água pode estar quimicamente combinada com elementos de ligação, que levam à formação de hidróxidos como  $Ca(OH)_2$ ,  $Mg(OH)_2$ .
- A água pode estar presente em cristais existentes ou adicionada a sais.

Segundo MEYER (1980), o teor de umidade da pelota crua deve, portanto, ser composto por água contida no minério e por água adicionada durante pelotização. Apenas uma parte da água contida na pelota crua evapora a 100°C. Sais e combinações de hidróxidos somente perdem água em altas temperaturas. A velocidade de secagem, portanto, deve ser adaptada para as diferentes combinações para evitar um enfraquecimento das estruturas dos aglomerados devido às rachaduras ou ruptura dos fragmentos. Durante a secagem de uma camada superficial de pelotas ou de um leito de pelotas localizado a certa profundidade da superfície, duas fases podem ser observadas: a secagem começa em uma esfera individual e uniformemente avança pelas camadas de pelotas.

FONSECA (2003) descreve que existem três zonas no forno de pelotização responsáveis pela secagem; secagem ascendente I; secagem ascendente II e secagem descendente.

As zonas de secagem ascendente Figuras 2.9 (a) e (b), recebem este nome devido ao fato do fluxo gasoso estar no sentido ascendente (de baixo para cima), portanto a secagem será mais eficiente para as pelotas cruas que se localizem no inferior do leito do carro de grelha, isto devido atingirem temperaturas mais elevadas. Tal situação se inverte na secagem descendente Figura 2.10 (FONSECA, 2003).

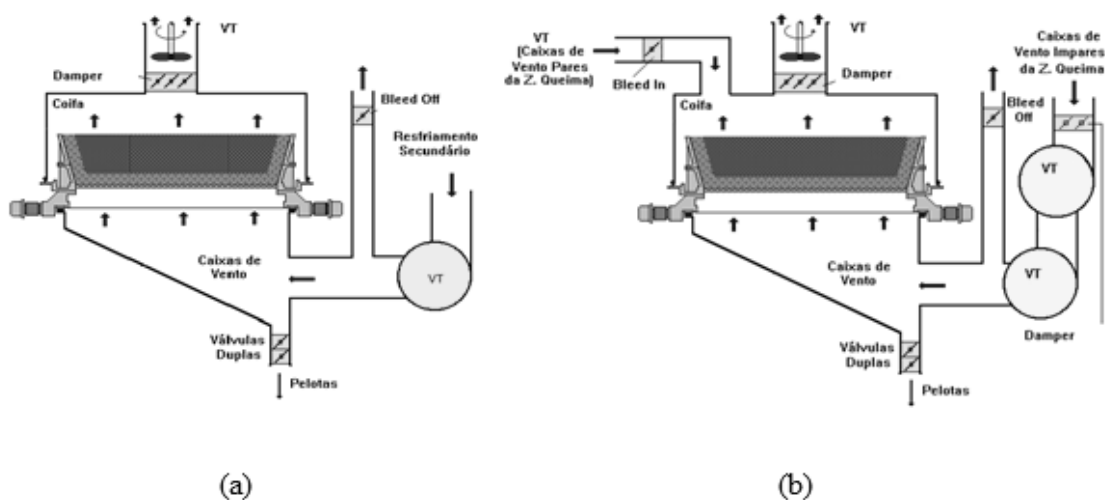


Figura 2.9 – Secagem ascendente I (a) e II (b) (FONSECA, 2003).

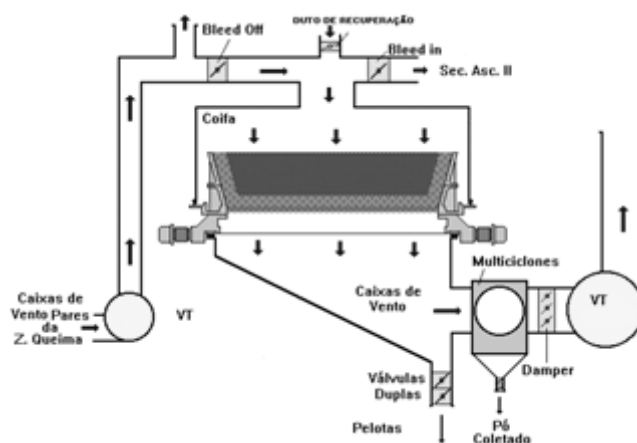


Figura 2.10 – Secagem descendente (FONSECA, 2003).

Segundo FONSECA (2004), as principais reações que ocorrem nas fases de secagem são: evaporação da umidade contida nas pelotas e transformação da goethita em hematita ambas endotérmicas.

Vaporização da umidade / condensação: (60 a 200<sup>0</sup>C):  $H_2O_{(liquido)} \rightleftharpoons H_2O_{(vapor)}$

Decomposição da goethita: (200 a 500<sup>0</sup>):  $2FeOOH = Fe_2O_3 + H_2O_{(vapor)}$

De acordo com FONSECA (2004), é possível distinguir os estágios da secagem de um corpo aglomerado como mostra a Figura 2.11:

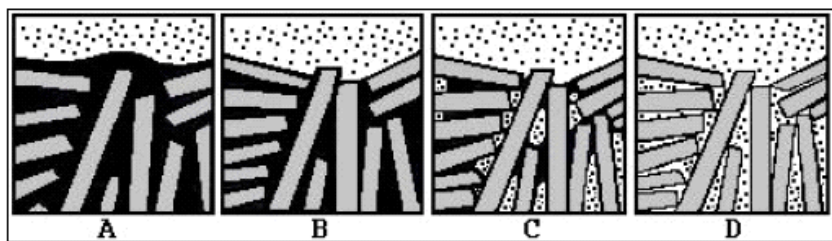


Figura 2.11 – Distribuição de água durante o processo de secagem de um corpo de argila (FONSECA, 2004).

- A água forma camadas contínuas que separam as partículas; estas se movem gradualmente ficando mais próximas umas das outras, ocorrendo um encolhimento do aglomerado.
- As camadas de água contraem tanto que as partículas começam a apresentar contato mútuo nos pontos ou em planos. Permanece apenas a água nos poros entre as mesmas.
- As películas de água são difíceis de serem removidas. Somente no estágio final da secagem, a eliminação destas acontece.
- A pequena quantidade de água é fortemente ligada aos pontos de contato entre as partículas e aos menores poros do sistema.

FONSECA (2004) afirma que o diâmetro das pelotas e a densidade também afetam o processo de secagem. A diferença de temperatura entre o centro da pelota e a superfície é maior a medida que aumentamos o tamanho das mesmas e desta forma é mais difícil eliminar a umidade da parte central das pelotas maiores. A densidade por sua vez afeta o processo de difusão do vapor de água da frente de vaporização até a superfície da pelota. Este processo será mais lento quanto maior a densidade da pelota.

### 2.1.12 Temperatura de choque

MEYER (1980) afirma que além das muitas influências que estão ligadas a natureza de cada tipo de minério, a temperatura inicial dos gases de secagem é de vital importância para a resistência das pelotas queimadas. A fonte de calor deve ser controlada de modo que o vapor de água e o ar ainda existente nos poros possam escapar ou expandir, saindo do interior da pelota através dos capilares sem nenhum excesso de pressão. Uma sobre

pressão iria enfraquecer a estrutura da pelota e, portanto, a sua resistência com a formação de fissuras ou fragmentação. A temperatura do gás de secagem admissível, na qual a estrutura da pelota ainda não foi danificada, é chamada de temperatura de choque. A temperatura de choque pode ser aumentada pela adição de aglomerantes. Uma vez que uma resistência à secagem suficientemente elevada pode ser obtida para todos os tipos de minério com o uso adequado de aglomerantes, é importante determinar a velocidade de secagem, em testes, de tal maneira que a formação de fissuras seja evitada e os conglomerados formados durante a produção de pelotas cruas, não sejam danificados. A formação das pelotas cruas e a secagem são etapas preparatórias essenciais que antecedem a produção de pelotas queimadas, prontas para a redução. No entanto, o passo decisivo é o tratamento térmico por aquecimento controlado do leito de pelotas da grelha móvel do forno de pelletização.

### 2.1.13 Processo de queima de pelotas

Segundo MEYER (1980), a última etapa de processamento para se obter pelotas utilizáveis em processos metalúrgicos, é o endurecimento térmico das pelotas secas na etapa de queima, Figura 2.12. O endurecimento transmite às pelotas às características necessárias e imperativas para o seu transporte e tratamento metalúrgico, desde que as etapas anteriores tenham sido realizadas em conformidade.

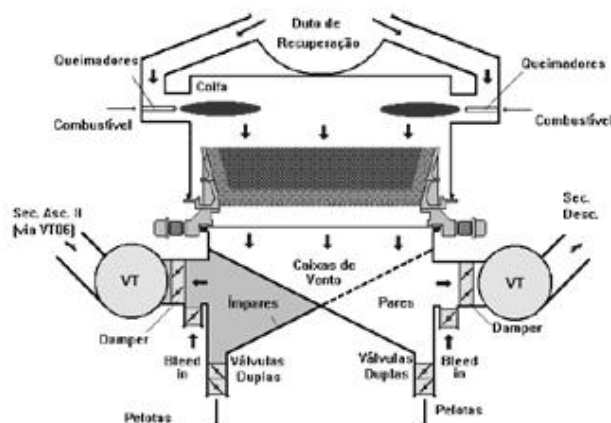


Figura 2.12 – Zona de queima forno de pelletização (FONSECA, 2003).

Durante os primeiros anos, quando a produção era realizada em menor escala e a quantidade de pelotas na carga dos altos-fornos era reduzida, algumas poucas

características eram suficientes para a determinação da qualidade da pelota. Com o aumento da quantidade de pelotas, tornou-se necessário estudar com mais precisão a influência das pelotas sobre o funcionamento dos altos-fornos. Como resultado, as especificações de qualidade tornaram-se mais rigorosas. Em adição, condições especiais tiveram que ser consideradas para o uso de pelotas. Devido ao seu cristal de pequeno tamanho, minérios cristalinos finos, de origem sedimentar, são mais reativos do que minérios cristalinos grossos, que necessitam de temperaturas mais altas ou necessitam de mais tempo para o crescimento dos cristais.

O incentivo para que ocorra o crescimento de cristais e as reações de consolidação de um estado sólido consiste na energia livre de um sistema. Por conta da tendência a um equilíbrio termodinâmico, as partículas muito finas com a maior energia de interface aderem sobre as partículas maiores, enquanto a energia potencial diminui. Dado um tempo suficiente de reação, temperaturas adequadas, e com a redução da energia de interface, estas partículas se aproximam de uma forma esférica (MEYER, 1980).

#### **2.1.14 Ligações pelas mudanças das estruturas cristalinas**

Como regra geral, os minérios e concentrados para a serem pelotizados contem certa percentagem de ganga ou aditivos, que, mesmo em pequenas proporções, reagem uns com os outros formando fases de fusão inter-granulares. Como fases intermediárias, estas fases podem desempenhar um papel importante para o crescimento de cristais de óxido de ferro. No entanto, o comportamento das fases de óxido de ferro puro devem ser consideradas em primeiro lugar.

Os conglomerados, que surgem durante a formação de pelotas cruas e sua secagem, são mantidos e consolidados pelo tratamento térmico. A consolidação é obtida pelo fornecimento de energia durante o pré-aquecimento e endurecimento. Os sólidos reagem entre si, em conformidade com as leis naturais. As reações ocorrem abaixo da temperatura de fusão, enquanto novas fases sólidas são formadas. Tais reações de finos cristais desenvolvem na dependência da energia fornecida durante o aumento da temperatura em diferentes fases diz MEYER (1980).

- Primeiro, ocorre uma ativação na estrutura do cristal que pode ser reconhecida nas interfaces. Um rearranjo das moléculas ocorre. As partículas se aproximam, com uma força inicial crescente.
- Durante o aumento da temperatura, a mobilidade dos íons na estrutura cristalina aumenta. Uma difusão ocorre na estrutura que leva a rearranjos, as lacunas são ocupadas e os espaços são eliminados.
- Os deslocamentos se intensificam e envolvem os cristais adjacentes na difusão.
- Pontes cristalinas são formadas entre os grãos de minério individual. Estas pontes levam a uma consolidação do conglomerado.
- Um rearranjo da estrutura cristalina e uma recristalização ocorrem. As formações de pontes cristalinas transformam-se em pontes de ligação. A recristalização se intensifica ao final.
- O suprimento de mais energia causa o arredondamento dos grãos e os poros entre os grãos de minério tornam-se menores.
- A última fase do processo seria a fusão que, no entanto, deve ser evitada porque, neste caso, as pelotas individuais deixariam de existir. O desenvolvimento desta reação é bem conhecido pela química e física do estado sólido.

De acordo com FONSECA (2004) a fase de queima ocorre quando o fluxo de pelotas passa por elevados níveis de temperatura da ordem de  $1360^{\circ}C$ . O calor é transferido às pelotas via fluxo gasoso, Figura 2.13, proporcionando as reações químicas entre os constituintes do minério, calcário e bentonita. Estas reações propiciam o endurecimento das pelotas por meio das reações de sinterização as quais as conferem alta resistência mecânica. As ligações que se estabelecem entre as partículas são diretamente influenciadas pela temperatura, tempo de permanência da carga a esta temperatura e a natureza da atmosfera do forno.

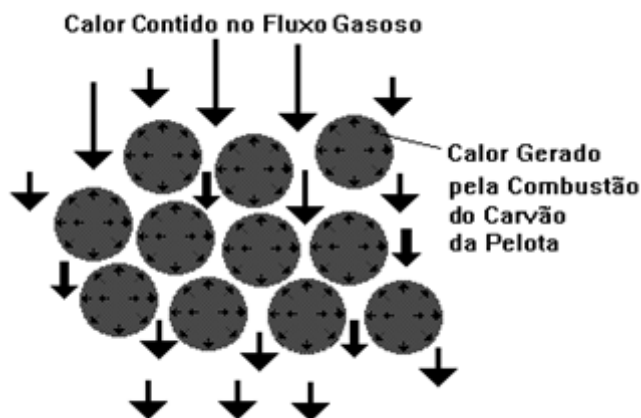


Figura 2.13 – Transferência de calor do fluxo gasoso para o leito de pelotas na zona de queima (FONSECA, 2003).

Principais reações que ocorrem na fase de pré-queima e queima:

- Combustão do carvão no interior da pelota ( $500^{\circ} - 800^{\circ}C$ ):
  - $C + \frac{1}{2}O_2 = CO$
  - $C + O_2 = CO_2$
  
- Decomposição de carbonatos ( $550^{\circ} - 800^{\circ}C$ ):
  - $CaCO_3 = CaO + CO_2$
  - $MgCO_3 = MgO + CO_2$
  
- Reações de escorificação ( $900^{\circ} - 1400^{\circ}C$ ), com formação de ferritos, silicatos e fayalitas:
  - $CaO + Fe_2O_3 = CaO.Fe_2O_3$
  - $MgO + Fe_2O_3 = MgO.Fe_2O_3$
  - $2MgO + SiO_2 = 2MgO.SiO_2$
  - $2CaO + SiO_2 = 2CaO.SiO_2$
  - $3SiO_2 + 2Fe_3O_4 + 2CO = 3(2FeO.SiO_2) + CO_2$

- Recristalização e crescimento dos grãos de hematita: inicia-se por volta de  $1100^{\circ}\text{C}$ , e o vigor desta união depende fundamentalmente da temperatura alcançada, do tempo de permanência nela e da área superficial do minério. A Figura 2.14 mostra a micrografia de uma pelota crua, antes do processo de queima e uma pelota queimada.

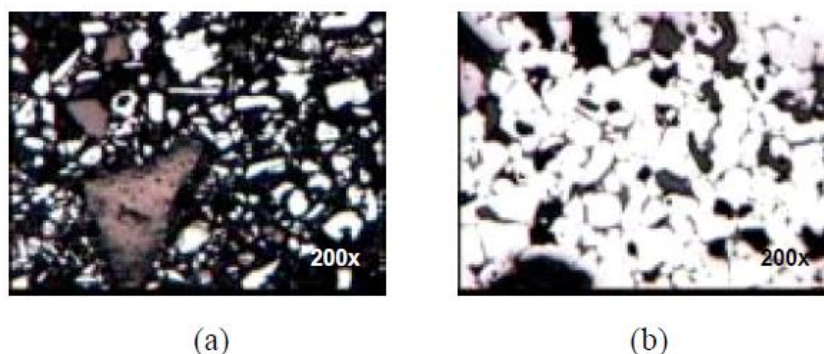


Figura 2.14 – (a) Micrografia de uma pelota crua seca para alto-forno. (b) Micrografia de uma pelota para alto-forno sinterizada (FONSECA, 2004).

### 2.1.15 Resfriamento de pelotas queimadas

Existem duas razões que evidenciam a importância do processo de resfriamento das pelotas ao final da produção (Figura, 215).

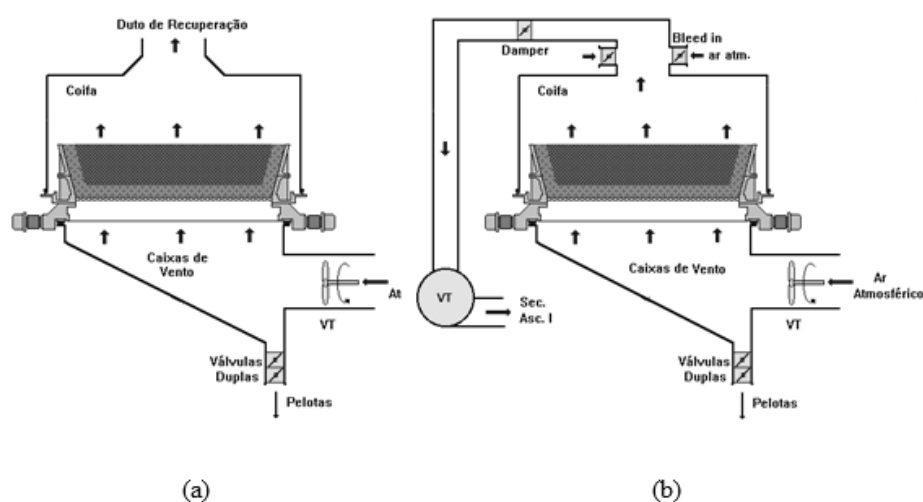


Figura 2.15 – Zonas de resfriamento primário (a) e secundário (b) forno de pelotização (FONSECA, 2003).

Em primeiro lugar, as pelotas queimadas contêm certo calor que é favorável ao balanço térmico do forno devendo ser reciclado, se possível com pequenas perdas, ao processo de aquecimento. Em todos os processos atuais de queima de pelotas, aplicados em escala industrial, são adotadas tecnologias correspondentes.

Em segundo lugar, é importante também que os compostos cristalinos e vítreos ocorridos durante o endurecimento não sejam danificados por um resfriamento muito rápido. Ensaaios têm demonstrado que as pelotas, que foram cuidadosamente resfriadas por ar a 300°C não foram danificadas em seu resfriamento posterior a base de água. No entanto, pelotas resfriadas a base de água a uma temperatura de 600°C, aproximadamente 50% das pelotas se desintegraram em fragmentos menores. Outros testes produziram resultados semelhantes. Nestes testes, verificou-se que a força de compressão de pelotas, que estavam a uma temperatura de aproximadamente 700°C quando resfriadas a água, diminuiu para menos que a metade de sua força inicial. O resfriamento cuidadoso das pelotas, para manter a sua resistência, em conjunto com uma extensa recuperação de calor deve ser considerado para o dimensionamento das unidades de resfriamento diz MEYER (1980).

As várias etapas de processamento do minério bruto até as pelotas acabadas foram revistas e observou-se que vários mecanismos de ligação são responsáveis pela formação das pelotas (MEYER, 1980):

- Pontes Líquidas entre os grãos individuais do conglomerado a ser pelletizado são responsáveis pela resistência da pelota crua durante a sua formação.
- Pontes sólidas na forma de argamassa resultante dos géis, hidratos e forças interfaciais são responsáveis pela resistência das pelotas secas.
- A resistência final das pelotas endurecidas é outra vez devido a pontes sólidas resultantes das alterações do cristal, do crescimento de cristais e da sinterização pela fusão das fases intergranulares.

#### **2.1.16 Outros fatores que afetam a qualidade da pelota crua e queimada**

### 2.1.16.1 Fatores da pelota crua que afetam a qualidade da pelota queimada

FONSECA (2003) relacionou, Tabela II.1, os principais fatores do processo que influenciam as características de qualidade da pelota crua como:

|                    | Fator                     | Quando o fator tende para: | Tempo de residência da pelota no disco | Acabamento Superficial | Tamanho de pelotas | Homogeneidade das pelotas na descarga do disco |
|--------------------|---------------------------|----------------------------|--|------------------------|--------------------|--|
| <i>Pellet Feed</i> | S. Específica             | MAIOR                      | MAIOR                                  | MELHOR                 | MENOR              | MAIOR  |
|                    | Umidade                   | MAIOR                      | MENOR                                  | PIOR                   | MAIOR              | MENOR  |
|                    | %<325#                    | MAIOR                      | MAIOR                                  | MELHOR                 | MENOR              | MAIOR  |
| Discos             | Rotação                   | MAIOR                      | MAIOR                                  | MELHOR                 | MAIOR              | MENOR  |
|                    | Profundidade útil         | MAIOR                      | MAIOR                                  | MELHOR                 | MAIOR              | MAIOR  |
|                    | Tonelagem de alimentação  | MAIOR                      | MENOR                                  | PIOR                   | MENOR              | MENOR  |
|                    | Inclinação                | MAIOR                      | MENOR                                  | PIOR                   | MENOR              | MENOR  |
|                    | Granulometria dos insumos | MAIOR                      | MAIOR                                  | MELHOR                 | -----              | MAIOR  |

Tabela II.1 – Principais variáveis do processo de pelotização e suas influencias na pelota crua

FONSECA (2003) explica que a matéria prima principal para o processo de queima no forno de endurecimento é a pelota crua, produzida pelos discos na etapa anterior de pelotamento. Estas pelotas devem possuir características físicas e químicas adequadas ao bom desempenho do processo de endurecimento. Por meio da Tabela II.2 ele buscou mostrar a influencia destas características no processo de queima.

| NAS PELOTAS CRUAS, QUANDO  | NO PROCESSO DE QUEIMA   |
|--|---|
| ✓ Melhora o acabamento superficial,  | ✓ Aumenta a permeabilidade do leito de pelotas;<br>✓ Melhora a qualidade física das pelotas queimadas.                                  |
| ✓ Aumenta a homogeneidade granulométrica (%Pelotas abaixo de 18 e acima de 8mm),       | ✓ Aumenta a taxa de alimentação do forno;<br>✓ Diminui o retorno das mesas de rolos;<br>✓ Aumenta a permeabilidade do leito de pelotas. |
| ✓ Aumenta a umidade da pelota crua,  | ✓ Aumenta a energia térmica requerida para secagem;<br>✓ Piora a qualidade física das pelotas queimadas.                                |
| ✓ A dosagem de carvão aumenta (dentro de certos limites),                              | ✓ Melhora a qualidade física das pelotas queimadas;<br>✓ Reduz-se o consumo de óleo combustível.  |
| ✓ A dosagem de carvão diminui abaixo de um limite aceitável,                           | ✓ Piora a qualidade física das pelotas queimadas.   |
| ✓ A dosagem de carvão aumenta acima de um limite aceitável,                            | ✓ Piora a qualidade física das pelotas queimadas;<br>✓ Aumenta a formação de cachos.  |
| ✓ A basicidade binária (%CaO/%SiO <sub>2</sub> ) aumenta acima de um limite aceitável, | ✓ Aumenta a formação de cachos.   |
| ✓ A basicidade binária (%CaO/%SiO <sub>2</sub> ) diminui,                              | ✓ Aumenta o inchamento sob redução;<br>✓ Diminui a degradação a baixa temperatura (LTD -0,5mm).   |
| ✓ Diminui a resiliência,   | ✓ Aumenta a alimentação do forno com pelotas “fracas” e/ou com trincas.   |
| ✓ Aumenta a resiliência (acima de um limite aceitável), em função da umidade elevada,  | ✓ Aumenta a alimentação do forno com pelotas “plásticas”;<br>✓ Diminui a permeabilidade do forno.                                       |
| ✓ Aumenta resistência à compressão da pelota crua e úmida ou seca,                     | ✓ Aumenta a estabilidade (permeabilidade) do leito de pelotas.  |
| ✓ Aumenta a dosagem de bentonita,  | ✓ Aumenta o teor de sílica na pelota.   |

Tabela II.2 – Influencias da pelota crua na pelota queimada

### 2.1.16.2 Carga circulante do pelotamento

Segundo NUNES (2007) as pelotas e aglomerados produzidos pelos discos de pelotização que são rejeitados no processo de classificação, retornam ao processo de pelotamento, e são chamados de carga circulante (*under size e over size*). As pelotas e aglomerados rejeitados são menores do que 8mm e maiores do que 16mm. Pelotas cruas muito grandes ou muito pequenas, e aglomerados de baixa resistência mecânica se quebram devido as quedas envolvidas no transporte até o forno de pelotização, Este processo gera finos que também constituem a carga circulante do processo de aglomeração.

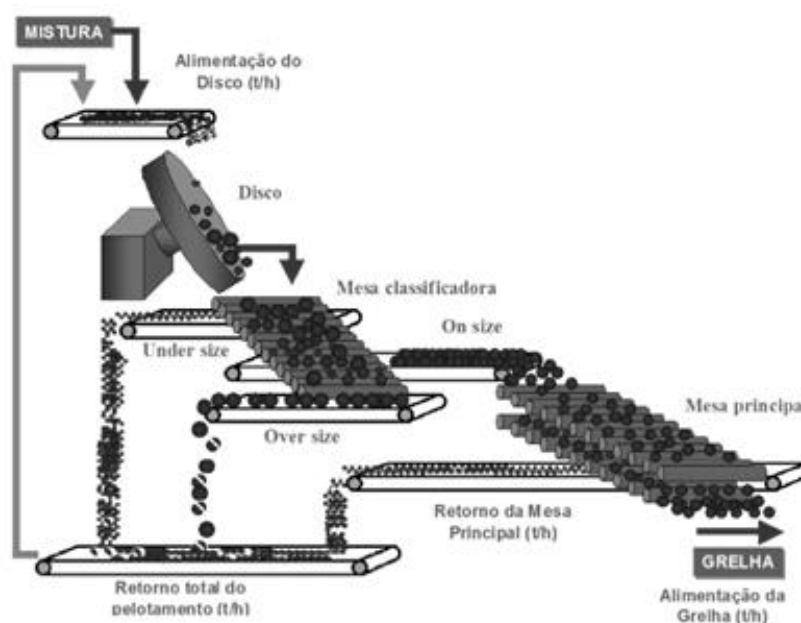


Figura 2.16 – Fluxograma esquemático da etapa de aglomeração (NUNES, 2007).

Estudos de NUNES (2007) mostram que a curva de relação entre a fração de partículas menores que 325# do *pellet feed* e o percentual de carga circulante é negativa e decrescente vide Figura 2.17. Quanto maior a fração partículas menores 325# do *pellet feed* maior será a área superficial específica e maior será a resistência a compressão e porosidade das pelotas cruas. Portanto a quantidade de finos na carga circulante será diminuída se as quebras das pelotas cruas forem reduzidas, diminuindo então a carga circulante.

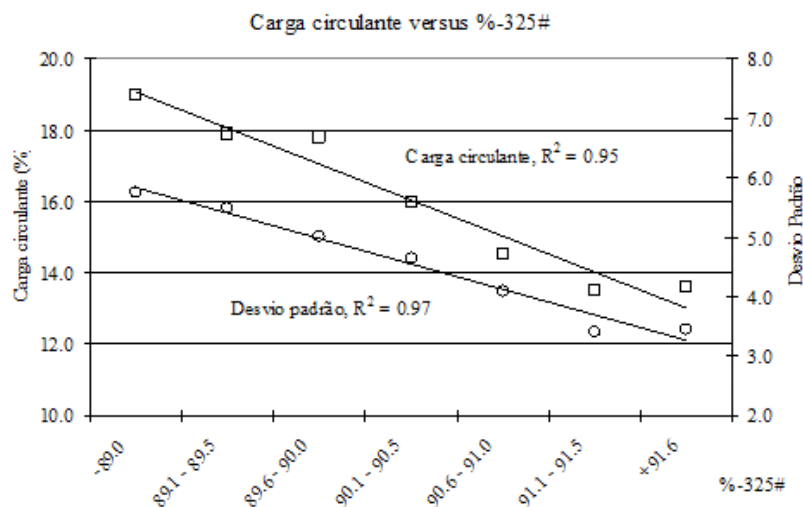


Figura 2.17 – Dados industriais Samarco da carga circulante processo de aglomeração versus porcentagem de partículas menores que 325# (NUNES, 2007).

NUNES (2007) aponta a carga circulante como o principal fator que causa o efeito de nucleação nas pelotas durante a fase de aglomeração. Explica ainda que a análise de nucleação consiste na identificação visual de sementes no interior das pelotas queimadas. As pelotas queimadas provenientes dos testes de compressão a frio são classificadas em nucleadas ou não nucleadas e correlacionadas sua resistência a compressão. As Figuras 2.18 e 2.19 mostram exemplos de pelotas nucleadas e não nucleadas.

A pelota da Figura 2.18 (a) mostra uma cavidade no centro e a Figura 2.18 (b) mostra a segunda metade da pelota que contém o núcleo.

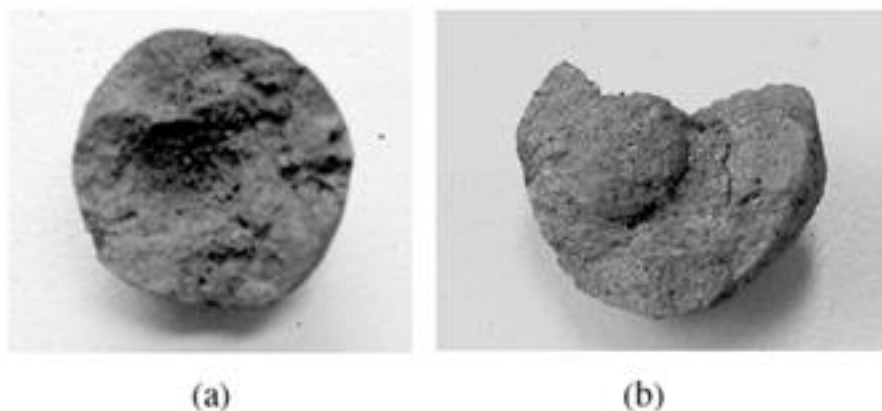


Figura 2.18 – Pelota queimada nucleada (NUNES, 2007).

A Figura 2.19 (a) e (b) mostra as duas metades de uma pelota onde é possível observar a não existência de um núcleo. Pelota não nucleada.

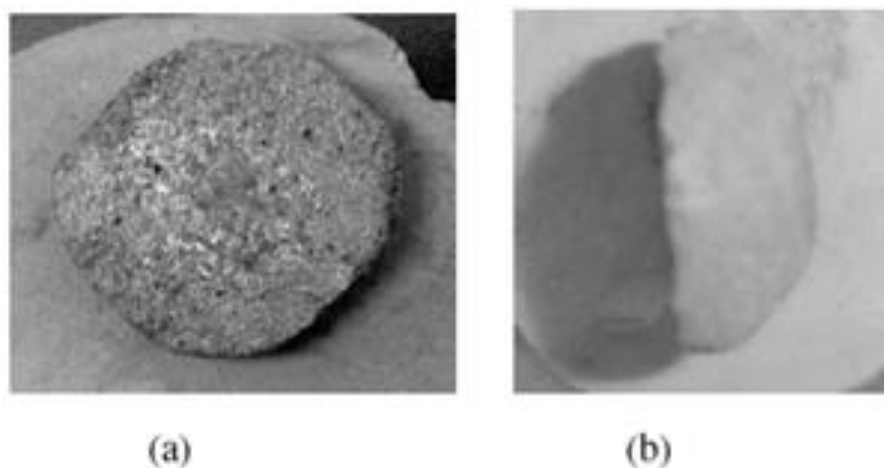


Figura 2.19 – Pelota queimada não nucleada (NUNES, 2007).

As Figuras 2.20 e 2.21 apresentam o efeito dos fatores para a variável resposta percentual de pelotas nucleadas. A quantidade de carga circulante e a sua granulometria foram os fatores que influenciaram o percentual de pelotas nucleadas (NUNES, 2007).

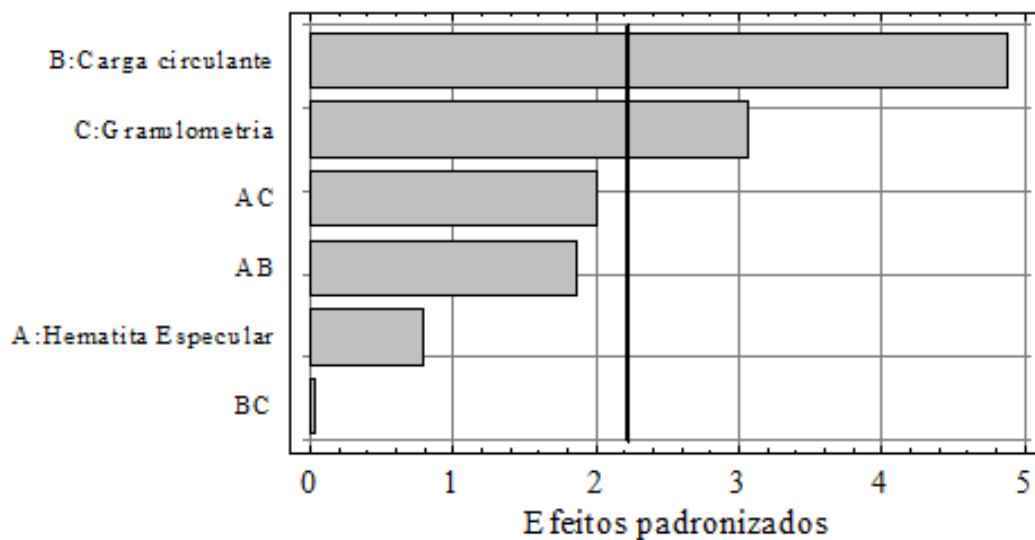


Figura 2.20 – Pareto padronizado para os efeitos significativos no percentual de pelotas nucleadas (NUNES, 2007).

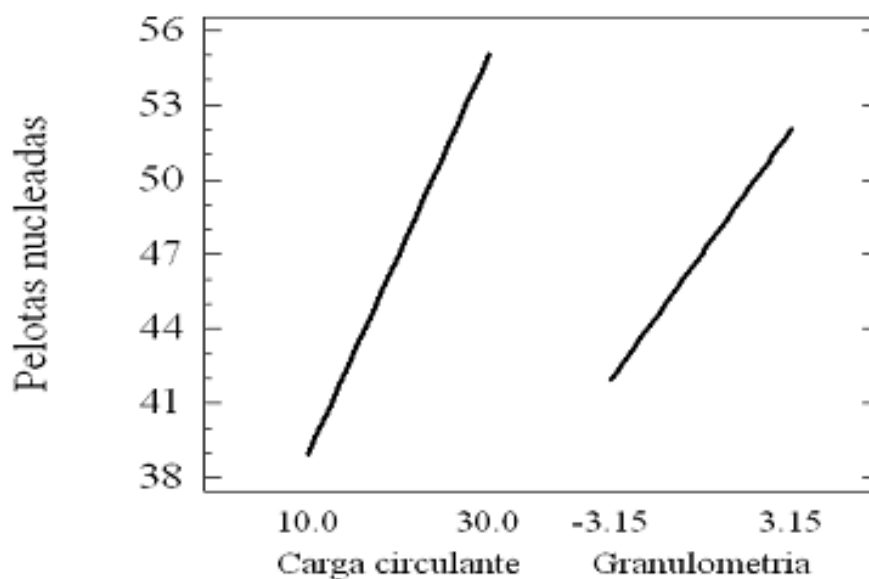


Figura 2.21 – Contribuição dos efeitos principais no percentual de pelotas nucleadas (NUNES, 2007).

### 2.1.16.3 Porosidade das pelotas queimadas

Estudos de FONSECA (2004) mostram que a porosidade pode ter grande influência na qualidade física e metalúrgica das pelotas queimadas. A existência de poros é uma característica intrínseca da estrutura das pelotas de minério de ferro.

Os estudos indicam que há uma forte influência da composição química na porosidade das pelotas, assim alguns mecanismos para formação dos poros são propostos:

- Durante a queima das pelotas ocorre a calcinação do calcário ( $CaCO_3$ ), por meio da reação  $CaCO_3 \rightarrow CaO + CO_2$ , liberando dióxido de carbono ( $CO_2$ ) possibilitando a geração de trincas devido à expansão dos gases. O monóxido de cálcio reage com o minério de ferro ( $Fe_2O_3$ ), formando ferritos de cálcio ( $CF$ ) de baixo ponto de fusão, mantendo-se líquido nas temperaturas de queima fluindo pelos capilares do processo de aglomeração devido às forças de capilaridade para a superfície do  $CaO$ ; para a superfície das partículas de minério; para interior do  $CaO$  devido às trincas; para o interior das partículas de minério devido aos poros e para os vazios.
- As reações entre o minério e o  $CaO$  continuam dissolvendo através das fases líquidas.

- Quanto mais líquido é formado menores vão se tornando as partículas até o completo desaparecimento e em seus lugares formam-se os espaços vazios.
- A fase líquida poderá preencher totalmente ou parcialmente os vazios entre as partículas.
- A queima das partículas de carvão libera gás e com isso gera espaços vazios.
- O tamanho e a quantidade de partículas de calcário e carvão exercem forte influencia na estrutura dos poros.

FONSECA (2004), então, classifica os poros em cinco tipos:

- Poros formados pelos vazios devido ao consumo do calcário.
- Poros formados pelo não preenchimento dos vazios proveniente do consumo do calcário e/ou sinterização insuficiente entre as partículas adjacentes de minério de ferro.
- Poros internos de partículas de minério não preenchidos.
- Poros provenientes do consumo de carvão.
- Trincas formadas durante a etapa de aglomeração e/ou queima.

### **2.1.17 Índice de tamboramento das pelotas queimadas**

Segundo MEYER (1980), os ensaios abrasão e tamboramento foram padronizados internacionalmente pela norma ISO 3271, porém em paralelo a ISO ainda existe a ASTM (*American Society for Testing and Materials*). O teste de tamboramento, de acordo com a norma ISO 3271, consiste em alimentar uma amostra de 15kg de pelotas queimadas de minério de ferro em um tambor, de dimensões iguais a 1m de diâmetro por 0,5m de profundidade. O tambor, Figura 2.22, é girado a uma velocidade de 25rpm por oito minutos totalizando 200 revoluções. Após as pelotas são peneiradas e as frações (+6,3mm) e (-0,5mm) são verificadas. A porcentagem de cada fração em relação ao total de pelotas alimentadas no tambor são respectivamente os resultados do índice de tamboramento (+6,3mm) e abrasão (-0,5mm). Todos os valores devem ser checados por repetição do teste diz MEYER (1980).



Figura 2.22 – Tambor de teste para determinação do índice de tamboramento

## 2.2 Fundamentação Estatística

### 2.2.1 Controle estatístico de um processo

Desde a revolução industrial, a impossibilidade de produzirem itens exatamente iguais é aceita até hoje. Segundo SHEWHART (1986), citado por EPPRECHT (2004) todo processo por mais bem projetado e controlado que seja não está livre da variabilidade. Isso é chamado de variabilidade natural do processo, que é fruto de pequenas perturbações, ou causas aleatórias, em que pouco ou nada pode ser feito. Nessas condições, pode-se dizer que o processo está no estado de controle estatístico, ou simplesmente em controle.

RAMOS (2000) ressalta que a causa comum tem influência na variabilidade de todos os valores individuais de um processo, enquanto estes valores diferem entre si, quando agrupados eles tendem a seguir um padrão de distribuição.

Qualquer processo nunca estará livre de uma ocorrência ocasional de perturbações maiores, chamadas de causas especiais. Conforme EPPRECHT (2004), a causa especial é um problema ou modo de operação incorreto do processo, porém ele pode ser corrigido ou eliminado. As causas especiais são sempre possíveis de ser eliminadas. Em alguns casos podem demandar correções significativas no processo.

A causa especial diferencia-se da causa comum por produzir um resultado completamente diferente dos resultados coletados (RAMOS, 2000).

### **2.2.2 Mapa de processo**

Para determinar o mapa de processo, é necessário conhecer os conceitos e a gestão do processo. Processo é a ordenação específica das atividades de trabalho no tempo e no espaço, com um começo, um fim, inputs e outputs claramente identificados: uma estrutura para ação, como define LACOMBE e HEILBORN (2003).

Para CAMPOS (1992) processo é um conjunto de causas que provoca um ou mais efeitos. Já HRADESKY (1989) é mais específico ao afirmar que processo é qualquer combinação de material, máquinas, ferramentas, métodos e pessoas que criam por meio de especificações produtos ou serviços desejados.

RAMOS (2000) afirma que em todas as empresas há uma infinidade de tipos processos: produtivos ou administrativos, e que somente alguns desses serão responsáveis por um maior impacto nos resultados. O mesmo autor cita cinco componentes básicos: Fornecedores – São aquelas empresas ou outras áreas que suprem o processo com algum tipo de entrada; Entradas – São as (produtos) dos fornecedores; Processo – É o próprio processamento, criando ou aumentando o valor das entradas; Saídas – É o produto gerado pelo processo; Clientes – São as empresas, pessoas ou áreas dentro da empresa que recebem a saída do processo (cliente interno ou externo).

MARCELINO (2008) diz que a gestão de processos proporciona ao gestor uma análise da situação atual, visando posteriores mudanças permitindo a identificação e análise dos erros assim surgindo oportunidades de melhorias e prevenção.

O mapeamento de processo é uma ferramenta analítica que tem a intenção de melhorar os processos já existentes, permitindo a implantação de uma nova estrutura a fim de obter um melhor o seu desempenho (MARCELINO, 2008).

### **2.2.3 Diagrama de causa e efeito**

De acordo com VIEIRA (1999) uma ferramenta que pode ser utilizada na investigação de possíveis problemas de um processo é o diagrama de causa e efeito. O sucesso do controle da qualidade, em grande parte, se deve ao uso correto dessa ferramenta e que não é fácil identificar as causas de um problema e orienta a identificar as possíveis causas de variação.

### **2.2.4 Diagrama de Pareto**

Para RAMOS (2000) quando é preciso dar atenção aos problemas de forma sistemática ou quando se tem uma série de problemas e recursos limitados para resolvê-los, o diagrama de Pareto, construído corretamente, indica as áreas mais problemáticas, seguindo uma ordem de prioridade.

MONTGOMERY *et al.* (2006) é mais específico ao dizer que o gráfico de Pareto é um gráfico de barras para dados de contagem. Ele organiza no eixo vertical em ordem decrescente da frequência de ocorrência. Diz também que o gráfico de Pareto é muito útil na análise dos dados defeituosos em sistemas de produção, permitindo que a gerência e a engenharia concentrem sua atenção nos defeitos mais críticos do produto do processo.

### **2.2.5 Medidas de tendência central**

Serão abordadas duas medidas de tendência central: a média aritmética e a mediana. Se você calcular estas medidas a partir de uma amostra, elas são estatísticas. Se você calcular estas medidas a partir de uma população, são parâmetros. Para distinguir estatísticas de amostra de parâmetros de uma população, letras gregas serão utilizadas para os parâmetros populacionais.

#### **2.2.5.1 Média aritmética**

A média aritmética é a mais comumente usada medida de tendência central diz LEVINE (2006). Você pode calcular a média aritmética somando os valores numéricos de uma variável e então dividir a soma pelo número de valores somados. Para um exemplo contendo um conjunto de  $n$  valores  $X_1, X_2, \dots, X_n$ , a média aritmética da amostra (dada pelo símbolo  $\bar{X}$  chamado  $X$  barra), é:

$$\bar{X} = \frac{X_1, X_2, \dots, X_n}{n} = \sum_{i=1}^n X_i \quad (2.3.1)$$

Cuidado ao usar média aritmética ressalta LEVINE (2006). Devido ao seu cálculo ser baseado em cada valor da média é bastante afetado por qualquer valor ou valores extremos. Quando existem valores extremos, a média apresenta valores distorcidos dos dados. Sendo assim, a média não é a melhor medida para a tendência central a ser usada que descreve ou representa um conjunto de dados que contenham valores extremos.

### 2.2.5.2 Mediana

A mediana é o valor que divide um conjunto de dados classificados em duas partes iguais. Se não houver laços, metade dos valores será menor do que a mediana e a outra metade será maior. A mediana não é afetada por quaisquer valores extremos de um conjunto de dados. Sempre que existir um valor extremo a mediana é preferida ao invés da média, para descrever a tendência central de um conjunto de dados afirma LEVINE (2006).

Para calcular a mediana de um conjunto de dados, você deve primeiro classificar os valores de dados do menor para o maior. Então, a mediana é calculada, conforme equação a seguir:

$$Mediana = \frac{n + 1}{2} \text{ valor ranqueado} \quad (2.3.2)$$

Se houver um número par de valores no conjunto de dados, então a mediana é a média dos dois valores centrais do conjunto de dados:

|    |    |    |    |    |    |    |    |    |    |
|----|----|----|----|----|----|----|----|----|----|
| 29 | 31 | 35 | 39 | 39 | 40 | 43 | 44 | 44 | 52 |
| 1  | 2  | 3  | 4  | 5  | 6  | 7  | 8  | 9  | 10 |

$$\text{Mediana} = \frac{11}{2} = 5,5 \text{ valor ramqueado} = \frac{39 + 40}{2} = 39,5 \quad (2.3.3)$$

Para ilustrar o cálculo da média, quando há número ímpar:

|    |    |    |    |    |
|----|----|----|----|----|
| 44 | 40 | 31 | 44 | 35 |
| 1  | 2  | 3  | 4  | 5  |

$$\text{Mediana} = \frac{6}{2} = 3 \text{ valor ramqueado} = 31 \quad (2.3.4)$$

### 2.2.6 Diagrama de dispersão e coeficiente de correlação

De acordo com VIEIRA (1999), algumas vezes é necessário conhecer a relação entre duas variáveis como se o número de peças defeituosas produzidas em uma determinada linha de montagem está relacionado com o número de defeitos encontrados no mesmo dia, mas em outra linha de montagem. Assim, VIEIRA (1999) propõe a utilização do diagrama de dispersão para descobrir a relação entre essas variáveis. Além disso, VIEIRA (1999) define o coeficiente de correlação como uma medida que relaciona o grau de correlação entre duas variáveis.

A relação entre o coeficiente de correlação e a forma da nuvem dos pontos, no diagrama de dispersão das variáveis X e Y, é a seguinte: quanto menor o coeficiente de correlação, mais “arredondada” a nuvem de pontos. E quanto maior a correlação, mais afinada será a nuvem, e os pontos distribuem-se em torno de uma linha reta, conclui EPPRECHT (2004).

EPPRECHT (2004) diz que através do coeficiente de correlação é possível obter uma medida quantitativa do grau de relação linear entre as variáveis. Já o diagrama de dispersão é apenas uma ferramenta visual.

De acordo com KHAN (2013) usamos o diagrama de dispersão para checar se duas variáveis se relacionam de forma linear. Usamos o coeficiente de correlação ( $R$ ) para checar à força da relação vide Figura 2.23.

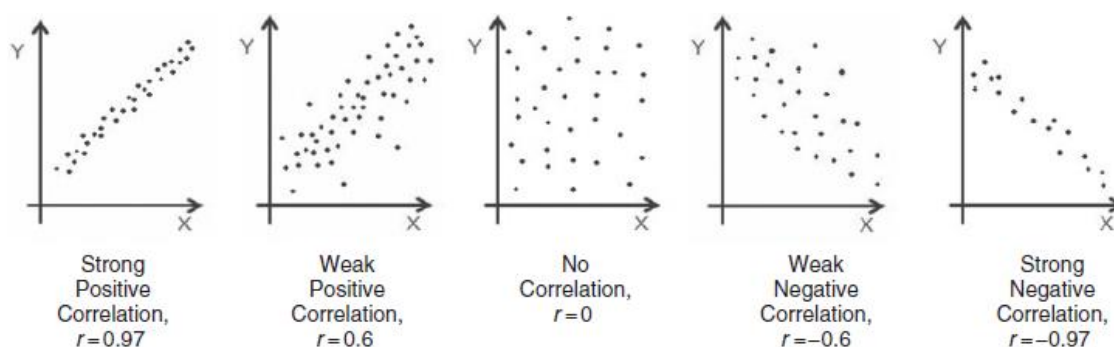


Figura 2.23 – Diagrama de dispersão e coeficiente de correlação (KHAN, 2013).

O coeficiente de correlação, ( $R$ ), varia de -1 a 1. Zero implica que não existe correlação linear. Porém, pode existir um padrão de relação não linear. De outra forma, isto é percebido checando graficamente os dados antes de se iniciar os procedimentos de análise.

### 2.2.7 Regressão

Com relação a duas ou mais variáveis que são intrinsecamente relacionadas, MONTGOMERY *et al.* (2006) explica que é necessário explorar a natureza dessa relação, podendo ser utilizada a análise de regressão, que é uma técnica estatística para modelagem e avaliação entre uma ou mais variáveis. Problemas de regressão que envolvem mais de uma variável explicativa são chamados de modelos de regressão múltipla. Como exemplo, MONTGOMERY *et al.* (2006) relaciona vida efetiva de uma ferramenta de corte com a velocidade de corte e do ângulo da ferramenta.

Segundo KHAN (2013) a regressão está relacionada à construção de um modelo matemático que descreve a relação entre uma ou mais variáveis explicativas e uma variável resposta.

A regressão simples é usada para modelar a relação entre uma única variável explicativa independente contra uma única variável resposta dependente, explica KHAN (2013). Alguns pressupostos e limitações são atribuídos à regressão linear simples:

- Não devem ser feitas suposições sobre dados que extrapolem a faixa de estudo.
- Os dados do estudo devem ser cuidadosamente coletados para que sejam representativos da população.
- Quando se utiliza o método clássico, os resíduos devem ser analisados para validar o modelo, informando sobre a confiabilidade do modelo de regressão.

KHAN (2013) sugere o uso da regressão múltipla para modelar várias variáveis explicativas independentes contra uma única variável resposta dependente. Os mesmos pressupostos e limitações para regressão linear simples são válidos para regressão linear múltipla, além de:

- Se as variáveis explicativas são dependentes umas das outras pode existir a multicolinearidade dificultando a regressão do modelo.

### 2.2.8 Regressão linear simples

O modelo de regressão linear simples é baseado na função média e na função variância:

$$E(Y | X = x) = \beta_0 + \beta_1 x \quad (2.3.5)$$

$$Var(Y | X = x) = \sigma^2 \quad (2.3.6)$$

De acordo com WEISBERG (2005), os parâmetros da função média são o intercepto  $\beta_0$ , cujo o valor é  $E(Y | X = x)$  quando  $x$  é igual a zero, e a inclinação  $\beta_1$ , que é taxa de variação de  $E(Y | X = x)$  para variações unitárias em  $X$ ; (Figura 2.24).

Variando-se os parâmetros podemos ajustar todas as possibilidades de linhas retas. Em muitas aplicações, os parâmetros são desconhecidos e devem ser estimados de acordo com o conjunto de dados. A função variância em (2.3.6) é assumida como constante, positiva para  $\sigma^2$  e usualmente desconhecida.

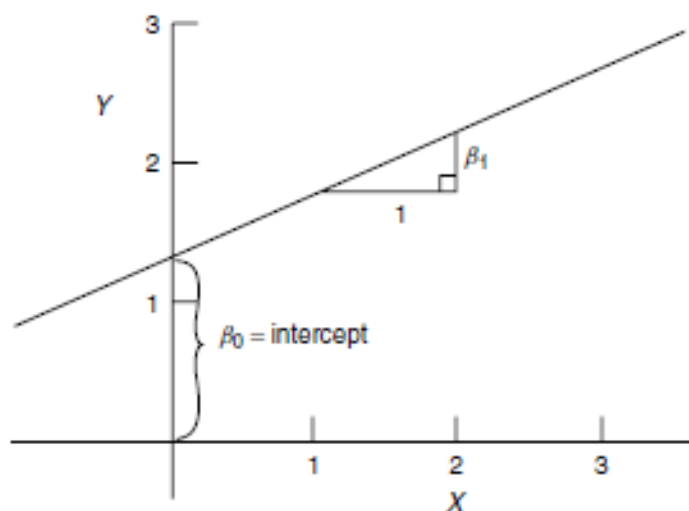


Figura 2.24 – Equação da reta  $E(Y | X = x) = \beta_0 + \beta_1 x$  (WEISBERG, 2005).

Conforme WEISBERG (2005), devido à variância  $\sigma^2 > 0$  o  $i$ -ésimo valor observado para resposta  $y_i$  será tipicamente diferente do valor esperado para função média  $E(Y | X = x_i)$ . Para explicar esta diferença entre o dado observado e o valor esperado para função média, os estatísticos definiram uma quantidade chamada de erro estatístico, ou  $\varepsilon_i$ , para cada  $i$  definido implicitamente pela equação  $y_i = E(Y | X = x_i) + \varepsilon_i$  ou explicitamente  $\varepsilon_i = y_i - E(Y | X = x_i)$ . Os erros  $\varepsilon_i$  dependem dos parâmetros desconhecidos da função média e por isso não são quantidades observáveis. Os erros são aleatórios e correspondem a distancia vertical entre o ponto  $y_i$  e o valor esperado para função média  $E(Y | X = x_i)$ .

De acordo com WERKEMA e AGUIAR (2006), algumas suposições atribuídas aos erros são associadas ao Modelo de Regressão Linear Simples:

- Os erros têm média zero e a mesma variância desconhecida.
- Os erros são não correlacionados, ou seja, o valor de um erro não depende de qualquer outro erro.

- A variável explicativa  $x$  é controlada pelo experimentador e é medida com erro desprezível (erro não significativo do ponto de vista prático), ou seja, não é uma variável aleatória.
- Os erros tem distribuição normal.

### 2.2.9 Estimadores dos parâmetros do modelo de regressão simples

Os parâmetros são quantidades desconhecidas que caracterizam um modelo e estimativas de parâmetros são funções computáveis a partir dos dados e são, portanto, estatísticas, define WEISBERG (2005). Para manter essa distinção clara, os parâmetros são indicados por letras gregas como  $\alpha$ ,  $\beta$ ,  $\gamma$  e  $\sigma$ , e as estimativas dos parâmetros são indicadas por colocar um "chapéu" sobre a letra grega correspondente. Por exemplo,  $\hat{\beta}_1$ , leia (beta chapéu), é o estimador de  $\beta_1$  e  $\hat{\sigma}^2$  é o estimador de  $\sigma^2$ . O valor ajustado para o  $i$ -ésimo caso é dado por  $\hat{E}(Y | X = x_i)$ , para o qual usamos a notação abreviada  $\hat{y}_i$ :

$$\hat{y}_i = \hat{E}(Y | X = x_i) = \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 x_i \quad (2.3.7)$$

Embora os erros  $\varepsilon_i$  não sejam parâmetros no sentido usual, explica WEISBERG (2005), adotaremos o mesmo "chapéu" na notação para especificar os resíduos. O resíduo para o  $i$ -ésimo caso, denotado  $\hat{\varepsilon}_i$ , é dado pela equação:

$$\hat{\varepsilon}_i = y_i - (\hat{E}(Y | X = x_i)) = (y_i - \hat{y}_i) = y_i - (\hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1) \quad i = 1, \dots, n \quad (2.3.8)$$

A equação 2.3.8 pode ser comparada a equação 2.3.9 do erro estatístico, conclui WEISBERG (2005):

$$\hat{\varepsilon}_i = y_i - (\hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 x_i) \quad i = 1, \dots, n \quad (2.3.9)$$

### 2.2.10 O método dos mínimos quadrados

Muitos métodos têm sido sugeridos para a obtenção de estimativas para os parâmetros de um modelo. O método discutido aqui é chamado de *Ordinary Least Squares*, ou *OLS*,

(mínimos quadrados ordinários ou MQO) em que as estimativas para os parâmetros são escolhidas para minimizar a quantidade denominada *Residual Sum of Squares*, ou *RSS*, (soma dos quadrados dos resíduos), diz WEISBERG (2005).

O critério para a obtenção de estimadores de mínimos quadrados baseia-se nos resíduos, que geometricamente são as distâncias verticais entre a linha ajustada e os valores observados de  $y$ , como ilustrado na Figura 2.25. Os resíduos refletem a assimetria existente entre os valores de respostas  $y$ , e a variável explicativa  $x$ , nos problemas de regressão, diz WEISBERG (2005).

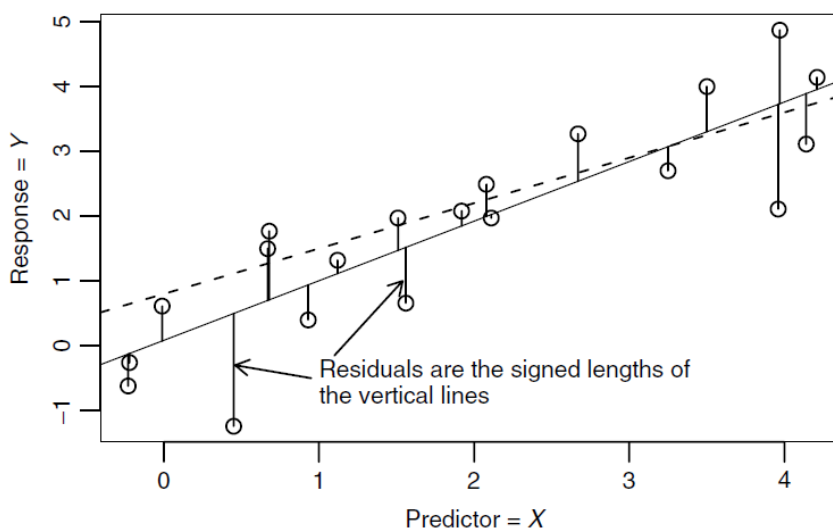


Figura 2.25 – Esquema de ajustes por MQO (WEISBERG, 2005).

Em relação à Figura 2.25, cada ponto é indicado por um pequeno círculo. A linha sólida é a candidata da regressão linear MQO dada pelas escolhas dos parâmetros de regressão, inclinação e intercepção. As linhas sólidas verticais entre os pontos e a linha da regressão são os resíduos. Os pontos abaixo da linha de regressão tem resíduo negativo enquanto os pontos acima da linha de regressão tem resíduo positivo (WEISBERG, 2005).

WEISBERG (2005) afirma ainda que, as estimativas dos MQO para os parâmetros  $\beta_0$  e  $\beta_1$  na regressão simples são os valores que minimizam a soma dos quadrados dos resíduos da função:

$$RSS(\hat{\beta}_0, \hat{\beta}_1) = \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{\beta}_0 - \hat{\beta}_1 x_i)^2 \quad (2.3.10)$$

Segundo WEISBERG (2005), um método para minimização é encontrar as derivadas parciais em relação a  $\beta_0$  e  $\beta_1$ , igualar a 0, e resolver:

$$\frac{\partial RSS(\hat{\beta}_0, \hat{\beta}_1)}{\partial \hat{\beta}_0} = -2 \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{\beta}_0 - \hat{\beta}_1 x_i) = 0 \quad (2.3.11)$$

$$\frac{\partial RSS(\hat{\beta}_0, \hat{\beta}_1)}{\partial \hat{\beta}_1} = -2 \sum_{i=1}^n x_i (y_i - \hat{\beta}_0 - \hat{\beta}_1 x_i) = 0 \quad (2.3.12)$$

Reorganizando temos:

$$\hat{\beta}_0 n + \hat{\beta}_1 \sum x_i = \sum y_i \quad (2.3.13)$$

$$\hat{\beta}_0 \sum x_i + \hat{\beta}_1 \sum x_i^2 = \sum x_i y_i \quad (2.3.14)$$

De acordo com NETER *et al.* (1983), as equações (2.3.13) e 2.3.16) são chamadas de equações normais para regressão simples onde  $\hat{\beta}_0$  e  $\hat{\beta}_1$  são os estimadores de  $\beta_0$  e  $\beta_1$  respectivamente. As quantidades  $\sum y_i$ ,  $\sum x_i$ , são calculadas a partir dos pares  $(x_i, y_i)$  do conjunto de dados observados. As equações podem ser simultaneamente resolvidas para  $\hat{\beta}_0$  e  $\hat{\beta}_1$  como a seguir:

$$\hat{\beta}_1 = \frac{\sum x_i y_i - \frac{(\sum x_i)(\sum y_i)}{n}}{\sum x_i^2 - \frac{(\sum x_i)^2}{n}} = \frac{\sum (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sum (x_i - \bar{x})^2} \quad (2.3.15)$$

$$\hat{\beta}_0 = \frac{1}{n} \left( \sum y_i - \hat{\beta}_1 \sum x_i \right) = \bar{y} - \hat{\beta}_1 \bar{x} \quad (2.3.16)$$

Sendo:  $\bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i$  e  $\bar{y} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i$

### 2.2.11 Estimação da reta média de resposta para regressão linear simples

Segundo NETER *et al.* (1983), dados os estimadores amostrais dos parâmetros,  $\hat{\beta}_0$  e  $\hat{\beta}_1$ , da função de regressão  $E(Y | X = x) = \beta_0 + \beta_1 x$ , é natural que, estimemos a função de regressão como:

$$\hat{y} = \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 x \quad (2.3.17)$$

Onde  $\hat{y}$  (lê-se,  $y$  chapéu) é o valor estimado da função de regressão para o nível  $x$  da variável independente. Nós iremos chamar o valor da variável resposta como (resposta) e chamaremos  $E(Y)$  de resposta média. Logo, a resposta média é a média da distribuição de probabilidade de  $y$  correspondente ao nível  $x$  da variável independente. Então  $\hat{y}$  é o estimador de  $E(Y)$ , com mínima variância na classe de estimador linear. Para as observações de uma amostra, chamaremos  $\hat{y}_i$  o valor ajustado para a  $i$ -ésima observação. Logo, o valor ajustado  $\hat{y}_i$  é para ser percebido de maneira diferente do valor observado  $y_i$  vide Figura 2.26.

$$\hat{y}_i = \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 x_i \quad i = 1, \dots, n \quad (2.3.18)$$

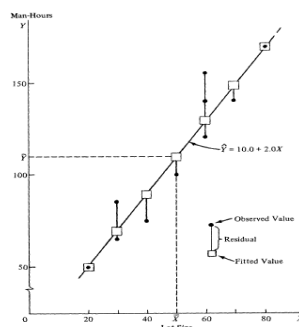


Figura 2.26 – Linha de regressão de mínimos quadrados e resíduos (NETER et al, 1983).

### 2.2.12 Regressão linear múltipla

Segundo WEISBERG (2005), regressão linear múltipla generaliza o modelo de regressão linear simples, permitindo muitos termos na função média, em vez de apenas um termo de interceptação e um de inclinação. Iniciaremos com a resposta  $Y$  e o modelo da função média para regressão linear simples.

$$E(Y|X_1 = x_1) = \beta_0 + \beta_1 x_1 \quad (2.3.19)$$

Agora, suponha que temos uma segunda variável  $x_2$  para prever a resposta, ao adicionarmos  $x_2$  ao problema, teremos uma função média que depende tanto o valor de  $x_1$  quanto do valor de  $x_2$ :

$$E(Y|X_1 = x_1, X_2 = x_2) = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 \quad (2.3.20)$$

A ideia principal em adicionar  $x_2$ , é explicar parte de  $Y$  que ainda não foi explicada por  $x_1$ , conclui WEISBERG (2005).

WEISBERG (2005) generaliza o modelo de regressão linear múltipla para resposta  $Y$  em termos  $x_1, \dots, x_k$ , que assumirá a forma:

$$E(Y|X) = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_k x_k \quad (2.3.21)$$

O símbolo  $X$  em  $E(Y|X)$  implica em condicionarmos todos os termos  $X$  no lado direito da equação. Da mesma forma condicionaremos os valores específicos das variáveis explicativas  $x_1, \dots, x_k$ , que chamaremos coletivamente de  $\mathbf{x}$ , assim escrevemos:

$$E(Y|X = \mathbf{x}) = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_k x_k \quad (2.3.22)$$

Na regressão linear simples,  $\beta_s$  são os parâmetros desconhecidos que necessitamos estimar. A equação (2.3.19) é uma função linear dos parâmetros, e por isso a regressão é chamada linear. Quando  $k = 1$ ,  $X$  tem apenas um elemento, logo se torna um problema de regressão linear simples. Quando  $k = 2$ , a função média (2.3.20) corresponde a um plano em três dimensões, mostrado na Figura 2.27. Quando  $k > 2$ , a função média ajustada é um hiperplano. O hiperplano é a generalização de um plano para  $k$  dimensões, em um espaço de  $(k+1)$  dimensões. É impossível desenhar um plano geral de  $k$  dimensões em nosso mundo tridimensional, ressalta WEISBERG (2005).

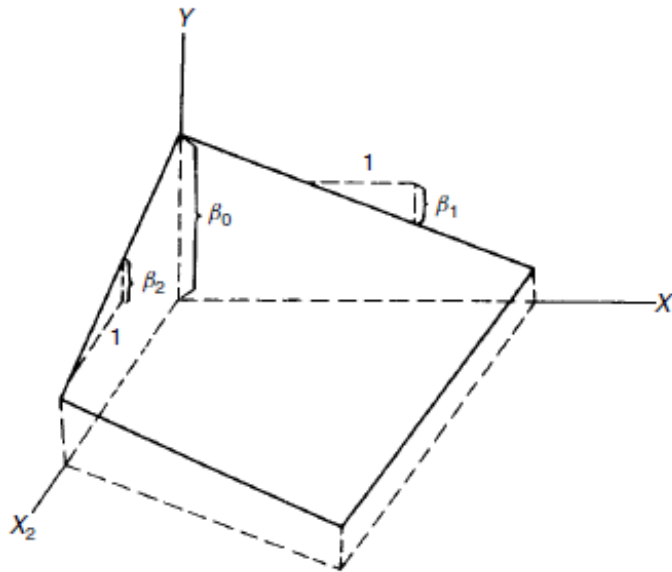


Figura 2.27 – Superfície de regressão linear para  $k = 2$  variáveis explicativas (WEISBERG. 2005).

### 2.2.13 Estimadores dos parâmetros do modelo de regressão múltipla

A partir da coleta inicial de potenciais variáveis explicativas, formaremos um conjunto de  $k$  termos, incluindo o termo de intercepção,  $X = (x_0, x_1, \dots, x_k)$ . A função média e a função variância para regressão linear múltipla são:

$$E(Y|X) = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_k x_k \quad (2.3.22)$$

$$Var(Y|X) = \sigma^2 \quad (2.3.23)$$

Ambos os  $\beta_s$  e  $\sigma^2$  são parâmetros desconhecidos que necessitam ser estimados, define WEISBERG (2005).

Segundo WERKEMA e AGUIAR (2006), algumas suposições são associadas ao modelo de regressão múltipla:

- Os erros têm média zero e a mesma variância desconhecida  $\sigma^2$ .
- Os erros são não correlacionados, ou seja, o valor de um erro não depende de qualquer outro erro.

- As variáveis explicativas  $x_1, x_2, \dots, x_k$  são controladas pelo experimentador e são medidas com erro desprezível (erro não significativo sob o ponto de vista prático), ou seja, não são variáveis aleatórias.
- Os erros tem distribuição normal.

Para WERKEMA e AGUIAR (2006), o modelo de regressão linear múltiplo escrito em termos das observações amostrais é:

$$y_i = \beta_0 + \beta_1 x_{i1} + \beta_2 x_{i2} + \dots + \beta_k x_{ik} + \varepsilon_i = \beta_0 + \sum_{j=1}^k \beta_j x_{ij} + \varepsilon_i \quad (2.3.24)$$

Onde:

$\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_k$ , são os parâmetros

$x_{i1}, \dots, x_{ik}$ , são as constantes conhecidas do conjunto de dados

$\varepsilon_i$  são os erros aleatórios independentes  $N(0; \sigma^2)$

$i = 1, \dots, n$  é o número de observações

$j = 1, \dots, k$  é o número de variáveis

Para encontrar os estimadores de mínimos quadrados de  $\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_k$  devemos minimizar a função (2.3.25) em relação à  $\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_k$ , diz WERKEMA e AGUIAR (2006).

$$L = \sum_{i=1}^n \varepsilon_i^2 = \sum_{i=1}^n (y_i - \beta_0 - \sum_{j=1}^k \beta_j x_{ij})^2 \quad (2.3.25)$$

WERKEMA e AGUIAR (2006) afirmam que seguindo este procedimento é possível mostrar que os estimadores de mínimos quadrados, os quais serão representados por  $\widehat{\beta}_0, \widehat{\beta}_1, \dots, \widehat{\beta}_k$ , podem ser obtidos resolvendo o seguinte sistema de equações:

$$n\widehat{\beta}_0 + \widehat{\beta}_1 x_{i1} + \widehat{\beta}_2 \sum_{i=1}^n x_{i2} + \dots + \widehat{\beta}_k \sum_{i=1}^n x_{ik} = \sum_{i=1}^n y_i \quad (2.3.26)$$

$$\widehat{\beta}_0 \sum_{i=1}^n x_{i1} + \widehat{\beta}_1 \sum_{i=1}^n x_{i1}^2 + \widehat{\beta}_2 \sum_{i=1}^n x_{i1} x_{i2} + \dots + \widehat{\beta}_k \sum_{i=1}^n x_{i1} x_{ik} = \sum_{i=1}^n x_{i1} y_i \quad (2.3.27)$$

$$\widehat{\beta}_0 x_{ik} + \widehat{\beta}_1 \sum_{i=1}^n x_{ik} x_{i1} + \widehat{\beta}_2 \sum_{i=1}^n x_{ik} x_{i2} + \dots + \widehat{\beta}_k \sum_{i=1}^n x_{ik}^2 = \sum_{i=1}^n x_{ik} y_i \quad (2.3.28)$$

Estas  $p=k+1$  equações são conhecidas como equações normais. Será muito mais simples resolver as equações normais se elas forem expressas em notação matricial, explica WERKEMA e AGUIAR (2006).

Para NETER *et al.* (1983), a notação matricial pode esconder uma enorme complexidade computacional. Uma matriz inversa  $\mathbf{A}$  10 x10 requer um grande esforço computacional, aqui simplesmente representada com  $\mathbf{A}^{-1}$ . Porém, dependendo do nível de complexidade e levando-se em consideração os atuais níveis computacionais, os problemas poderão ser resolvidos por uma simples calculadora ou um computador. Então para nós não importa se  $(\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1}$  representa o inverso de uma matriz 2 X 2 ou 10 X 10. O importante é saber que representa o inverso de uma matriz.

NETER *et al.* (1983) afirmam que para expressar o modelo geral de regressão linear múltipla (2.3.24), em termos de matrizes, é necessário definir as seguintes matrizes:

$$\mathbf{Y}_{n \times 1} = \begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_n \end{pmatrix} \quad (2.3.29) \quad \mathbf{X}_{n \times (k+1)} = \begin{pmatrix} 1 & x_{11} & x_{12} & \dots & x_{1k} \\ 1 & x_{21} & x_{22} & \dots & x_{2k} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ 1 & x_{n1} & x_{n2} & \dots & x_{nk} \end{pmatrix} \quad (2.3.30)$$

$$\boldsymbol{\beta}_{(k+1) \times 1} = \begin{pmatrix} \beta_0 \\ \beta_1 \\ \vdots \\ \beta_k \end{pmatrix} \quad (2.3.31) \quad \boldsymbol{\varepsilon}_{n \times 1} = \begin{pmatrix} \varepsilon_1 \\ \varepsilon_2 \\ \vdots \\ \varepsilon_n \end{pmatrix} \quad (2.3.32)$$

Note que os vetores  $\mathbf{Y}$  e  $\boldsymbol{\varepsilon}$  são os mesmos da regressão linear simples. O vetor  $\boldsymbol{\beta}$  contém os parâmetros de regressão adicionais, e a matriz  $\mathbf{X}$  contém uma coluna com números 1, bem como colunas com  $n$  valores, um para cada  $k$  X variáveis explicativas do modelo de regressão. O subscrito  $i$  para cada elemento  $X_{ik}$ , na matriz  $\mathbf{X}$ , identifica a linha que contém os valores constantes das variáveis explicativas, e o subscrito  $k$  identifica a coluna que contém a variável explicativa  $X$ , diz NETER *et al.* (1983). Em notação matricial, teremos:

$$\mathbf{Y} = \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + \boldsymbol{\varepsilon} \quad (2.3.33)$$

Onde:

$\mathbf{Y}$  é o vetor das observações

$\boldsymbol{\beta}$  é o vetor dos parâmetros

$\mathbf{X}$  é a matriz das contates

$\boldsymbol{\varepsilon}$  é o vetor dos erros independentes e aleatórios com expectativa de  $E(\boldsymbol{\varepsilon})=0$  a matriz de variância-covariância  $\boldsymbol{\sigma}^2(\boldsymbol{\varepsilon}) = \sigma^2\mathbf{I}$ .

Segundo WERKEMA e AGUIAR (2006), é possível demonstrar que os estimadores de mínimos quadrados devem satisfazer a igualdade:

$$\mathbf{X}^T\mathbf{X}\hat{\boldsymbol{\beta}} = \mathbf{X}^T\mathbf{y} \quad (2.3.34)$$

A equação (2.3.35) está representando, em forma matricial, as equações normais mostradas em (2.3.26), (2.2.27) e (2.2.28). Para resolver as equações normais, basta multiplicar ambos os lados da equação pela matriz inversa da matriz  $\mathbf{X}^T\mathbf{X}$ , Portanto, o estimador de mínimos quadrados do valor  $\boldsymbol{\beta}$  é:

$$\hat{\boldsymbol{\beta}} = (\mathbf{X}^T\mathbf{X})^{-1}\mathbf{X}^T\mathbf{y} \quad (2.3.35)$$

e o modelo de regressão ajustado aos dados é dado por:

$$\hat{y} = \mathbf{X}\hat{\boldsymbol{\beta}} \quad (2.3.36)$$

#### 2.2.14 Superfície de resposta ajustada para regressão linear múltipla

A Figura 2.28, mostra uma série de observações  $y_i$  correspondentes aos níveis dados para uma regressão linear com duas variáveis independentes ( $x_{i1}, x_{i2}$ ). Note que a diferença vertical entre os pontos  $y_i$  e a média  $\hat{y}_i = E(Y)$  representam a distribuição de probabilidade para ( $x_{i1}, x_{i2}$ ), sobre o plano de resposta. Logo a distância vertical dos

pontos  $y_i$ , para o plano, representa os termos de erro  $\varepsilon_i = y_i - \hat{y}_i$ . Frequentemente a função de regressão em regressão múltipla é chamada de superfície, ou resposta de superfície. Na Figura 2.28, a resposta de superfície é um simples plano, mas em outros casos a resposta de superfície pode ser naturalmente complexa, conclui NETER *et al.* (1983).

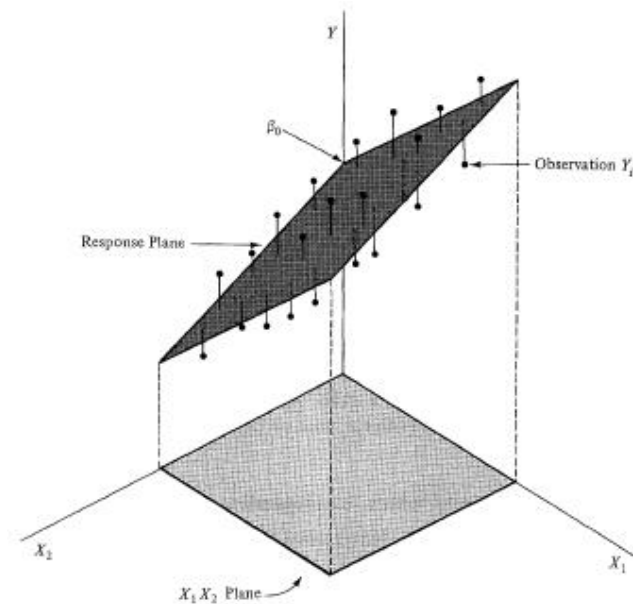


Figura 2.28 – Exemplo de uma resposta de superfície para  $k = 2$  variáveis explicativas (NETER et al, 1983).

### 2.2.15 Regressão Polinomial

A regressão polinomial é um importante tipo de modelagem para respostas curvilíneas. Em prática, é o tipo de modelo mais usado para respostas curvilíneas, isso devido a sua manipulação ser um caso particular do modelo geral de regressão linear, explica NETER et al. (1983)

WERKEMA e AGUIAR (2006) são mais específicos quando afirmam que os modelos de regressão polinomiais são muito utilizados onde a função que relaciona a variável resposta  $y$  às variáveis explicativas  $(x_1, x_2, \dots, x_k)$  é curvilínea, sendo representadas, de forma exata, por um polinômio. Usados quando a verdadeira relação entre  $y$  e as variáveis

explicativas é não linear e bastante complexa, mas pode ser bem aproximada por um polinômio em pequenas faixas de valores  $x_1, x_2, \dots, x_k$ .

WEISBERG (2005) explica ainda que se a função média, com uma variável explicativa  $X$ , é curvilínea e não uma linha reta, potências inteiras, das variáveis explicativas podem ser utilizadas para aproximar  $E(Y|X)$ . O exemplo mais simples de uma função de regressão quadrática é mostrado em (2.3.37), onde a função média é:

$$E(Y|X = x) = \beta_0 + \beta_1 x + \beta_2 x^2 \quad (2.3.37)$$

Dependendo dos valores dos  $\beta_s$ , explica WEISBERG (2005), a função quadrática média pode se parecer com as curvas mostradas na Figura 2.29. Funções quadráticas médias podem, portanto, ser utilizadas quando se espera que exista um mínimo ou um máximo dentro da faixa valores assumidos pela variável explicativa  $X$ . O mínimo ou máximo irá ocorrer para o valor de  $X$  no qual a derivada:  $dE(Y|X = x)/dx = 0$ , que ocorre em:

$$xM = -\frac{\beta_1}{(2\beta_2)} \quad (2.3.38)$$

$xM$  é estimado pela substituição dos  $\beta_s$  em (2.3.38).

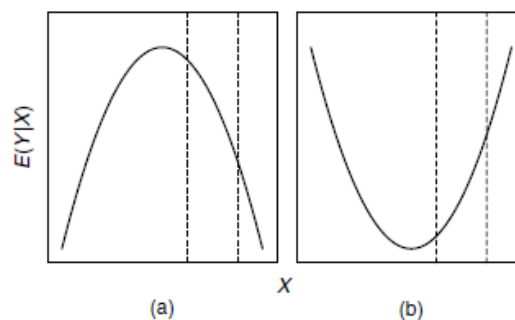


Figura 2.29 – Curvas quadráticas genéricas (WEISBERG, 2005).

WEISBERG (2005) define ainda que os modelos quadráticos também podem ser utilizados quando a função média é curva, mas não têm um mínimo ou máximo dentro da faixa de valores de  $X$ . Analisando a Figura 2.29(a), se a faixa de  $X$  está entre as linhas

tracejadas, então a função média é decrescente para toda faixa observada, mas não linear, ao passo que na Figura 2.29(b) a função é crescente, mas não linear. A regressão quadrática é um caso particular e importante de regressão polinomial. Com uma variável explicativa, a função polinomial média de grau  $k$  é:

$$E(Y|X = x) = \beta_0 + \beta_1x + \beta_2x^2 + \dots + \beta_kx^k \quad (2.3.39)$$

Se  $k=2$ , o modelo é quadrático, se  $k=3$  é cúbico, e assim por diante. Qualquer função curvilínea pode ser estimada por um polinômio de grau suficiente. As funções polinomiais médias são geralmente usadas como aproximações e raramente representam um modelo físico do fenômeno observado, diz WEISBERG (2005).

#### 2.2.16 Modelo de regressão polinomial com uma variável explicativa

WERKEMA e AGUIAR (2006) definem o modelo polinomial de  $k$ -ésima ordem como:

$$y = \beta_0 + \beta_1x + \beta_2x^2 + \dots + \beta_kx^k + \varepsilon \quad (2.3.40)$$

Importante observar que se fizermos  $x_j = x^j$ ,  $j = 1, 2, \dots, k$  então a equação (2.3.40) se transforma em um modelo de regressão linear múltipla com  $k$  variáveis explicativas, afirmam WERKEMA e AGUIAR (2006):

$$y = \beta_0 + \beta_1x_1 + \beta_2x_2 + \dots + \beta_kx_k + \varepsilon \quad (2.3.41)$$

Logo, um modelo polinomial de ordem  $k$  pode ser ajustado a um conjunto de dados por meio das técnicas de regressão linear múltiplas, concluem WERKEMA e AGUIAR (2006).

Segundo NETER *et al.* (1983) os modelos polinomiais com que contenham variáveis independentes com potências maiores que terceira ordem não são frequentemente empregados. As interpretações dos coeficientes tornam-se difíceis para esses modelos, e eles podem ser altamente erráticos, mesmo para pequenas extrapolações. Deve-se reconhecer, neste contexto, que um modelo polinomial de ordem alta o suficiente pode,

sempre, ser encontrado para um ajuste perfeito dos dados. Assim a função ajustada pela regressão polinomial para uma variável independente  $n - 1$  irá passar por todos os  $n$  valores observados de  $Y$ . Portanto é necessário cautela ao utilizar polinômios de alta ordem com o único propósito de se obter um bom ajuste. Assim, as funções de regressão podem não mostrar claramente os elementos básicos da relação de regressão entre  $X$  e  $Y$ , podendo levar a extrapolações erráticas.

### 2.2.17 Modelo de regressão polinomial com uma variável explicativa segunda ordem

Conforme WERKEMA e AGUIAR (2006) as variáveis  $x, x^2, \dots, x^k$  são altamente correlacionadas. Este fato resulta em problemas computacionais durante a inversão da matriz  $\mathbf{X}^T\mathbf{X}$  para estimação dos coeficientes de regressão. Para minimizar o problema iremos centralizar a variável explicativa em torno de sua média, isto é, iremos substituir a variável regressora original  $x_i$  por  $x_i - \bar{x}$ .

$$y_i = \beta_0 + \beta_1 x_i + \beta_2 x_i^2 + \varepsilon_i \quad (2.3.42)$$

$$y_i = \beta_0 + \beta_1 (x_i - \bar{x}) + \beta_2 (x_i - \bar{x})^2 + \varepsilon_i \quad (2.3.43)$$

WERKEMA e AGUIAR (2006) explicam que o ajuste do modelo para equação (2.3.43) é equivalente ao ajuste de um modelo de regressão linear com duas variáveis se considerarmos  $x_{i1} = (x_i - \bar{x})$  e  $x_{i2} = (x_i - \bar{x})^2$ . Logo para estimar os coeficientes de regressão  $\beta_0, \beta_1$ , poderão ser adotados os procedimentos para ajuste do modelo de regressão linear múltipla para equação:

$$y_i = \beta_0 + \beta_1 x_{i1} + \beta_2 x_{i2} + \varepsilon_i \quad (2.3.44)$$

utilizando:

$$\hat{y} = \mathbf{X}\hat{\boldsymbol{\beta}} \quad (2.3.45)$$

$$\hat{\boldsymbol{\beta}} = (\mathbf{X}^T\mathbf{X})^{-1}\mathbf{X}^T\mathbf{y} \quad (2.3.46)$$

### 2.2.18 Modelo de regressão polinomial com duas variáveis explicativas segunda ordem

O modelo:

$$y_i = \beta_0 + \beta_1 x_{i1} + \beta_2 x_{i2} + \beta_{11} x_{i1}^2 + \beta_{22} x_{i2}^2 + \beta_{12} x_{i1} x_{i2} + \varepsilon_i \quad (2.3.47)$$

Onde:

$$x_{i1} = x_{i1} - \bar{x}$$

$$x_{i2} = x_{i2} - \bar{x}$$

é um modelo de segunda ordem com duas variáveis independentes. Note que a equação (2.3.47) contém termos lineares e quadráticos separados para as duas variáveis, bem como um termo de produto cruzado. O produto cruzado representa o efeito de interação entre  $x_1$  e  $x_2$ . O coeficiente  $\beta_{12}$  é frequentemente chamado de “coeficiente do efeito de interação” diz NETER *et al.* (1983).

Para WERKEMA e AGUIAR (2006) centrar as variáveis explicativas em torno de suas médias é uma forma de minimizar as dificuldades computacionais durante a inversão da matriz  $\mathbf{X}^T \mathbf{X}$ , para estimação dos coeficientes de regressão.

$$y_i = \beta_0 + \beta_1(x_{i1} - \bar{x}) + \beta_2(x_{i2} - \bar{x}) + \beta_{11}(x_{i1} - \bar{x})^2 + \beta_{22}(x_{i2} - \bar{x})^2 + \beta_{12}(x_{i1} - \bar{x})(x_{i2} - \bar{x}) + \varepsilon_i \quad (2.3.48)$$

Fazendo:

$$x_1 = (x_{i1} - \bar{x});$$

$$x_2 = (x_{i2} - \bar{x});$$

$$x_3 = (x_{i1} - \bar{x})^2;$$

$$x_4 = (x_{i2} - \bar{x})^2;$$

$$x_5 = (x_{i1} - \bar{x})(x_{i2} - \bar{x})$$

Substituindo em (2.3.48) obtemos:

$$y_i = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \beta_{11} x_3 + \beta_{22} x_4 + \beta_{12} x_5 + \varepsilon_i \quad (2.3.49)$$

Conforme WERKEMA e AGUIAR (2006) o modelo da equação 2.3.49 é equivalente ao ajuste de regressão linear com cinco variáveis, assim para estimar os coeficientes de regressão  $\beta_0, \beta_1, \beta_{11}, \beta_{22}$  e  $\beta_{12}$ , poderão ser utilizados os procedimentos para ajuste do modelo de regressão linear múltipla novamente utilizando:

$$\hat{y} = \mathbf{X}\hat{\boldsymbol{\beta}} \quad (2.3.50)$$

$$\hat{\boldsymbol{\beta}} = (\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{y} \quad (3.3.51)$$

NETER *et al.* (1983) utilizam como exemplo de uma função de resposta de superfície o gráfico tridimensional gerado por computador, para a superfície de resposta da Figura 2.30. Neste exemplo, foi utilizada uma função de resposta ajustada para a investigação mais aprofundada dos efeitos de renda média anual e da aversão ao risco por montante de seguro de vida realizado na população em estudo.

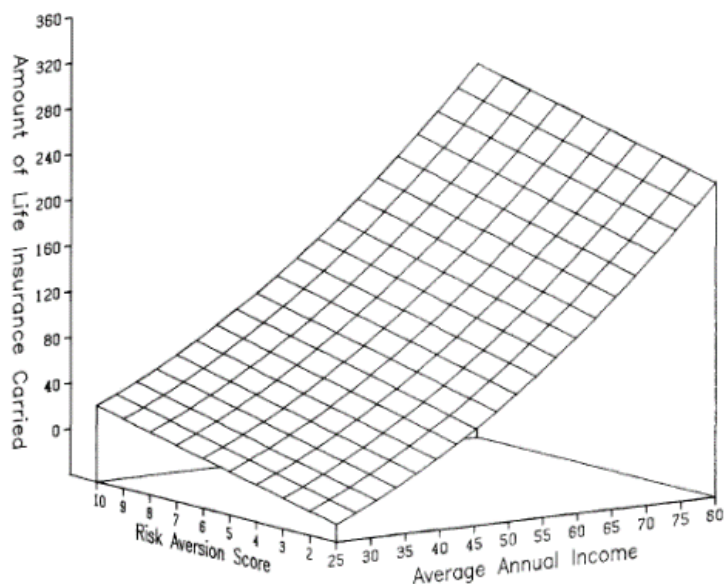


Figura 2.30 – Resposta da função tridimensional gerada por computador (NETER et al, 1983).

## CAPÍTULO 3: MATERIAIS

### 3.1 Materiais

*Pellet feed*: Produto da etapa de filtragem, após processo de separação sólido-líquido do concentrado recebido da planta de concentração. O *pellet feed* é a torta úmida de minério de ferro que alimenta o pelotamento, local onde o material é aglomerado e onde as pelotas cruas são formadas no discos de pelotização.

Insumos: Agentes aglomerantes e fundentes utilizados para favorecer os processos de pelotamento e queima, tais como: Bentonita, Calcário, Carvão e Aglomerantes Orgânicos.

Pelota crua: Produto da área de pelotamento, tendo como principais características o acabamento, a distribuição granulométrica e resistência mecânica.

Pelota queimada: Produto final do processo de pelotização, após passagem pelo forno de endurecimento. O índice de tamboramento é feito a partir de pelotas queimadas.

### 3.2 Softwares

Para execução desta pesquisa foi utilizada a ferramenta de software para cálculos estatísticos MINITAB devidamente licenciada para uso da Samarco Mineração SA.

- MINITAB® and the MINITAB logo™, trademarks of Minitab Inc.

## CAPÍTULO 4: METODOS

A metodologia utilizada foi o DMAIC, abreviação do Inglês *Define, Measure, Analyse, Improve, Control*, Figura, 4.1.

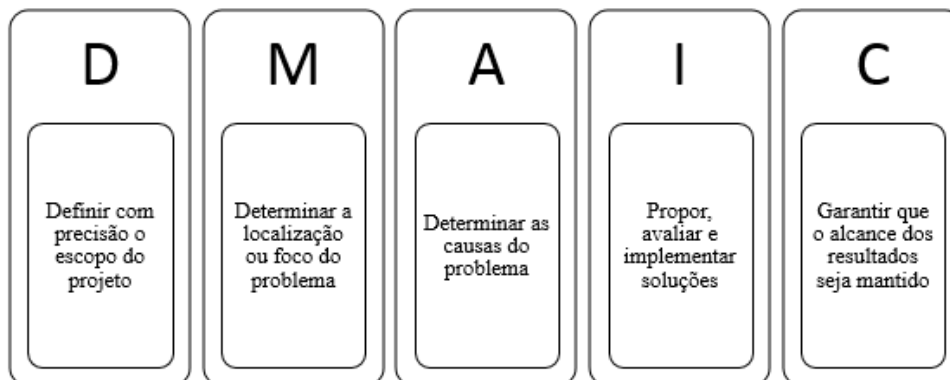


Figura 4.1 – Fases do DMAIC.

### 4.1 Fase de definição (*Define*)

Na fase do define poucos dados foram coletados, de forma exploratória, para traçar um breve histórico da influência do índice de tamboramento na produtividade do processo de pelotização. Nesta mesma fase o escopo da pesquisa foi definido.

#### 4.1.1 Histórico do problema

Os principais constituintes minerais presentes na matéria prima utilizada na Samarco para o pelotamento são a hematita (especularita e martita) e goethita. Encontra-se também teores de magnetita, mas em menor escala, Figura 4.2.

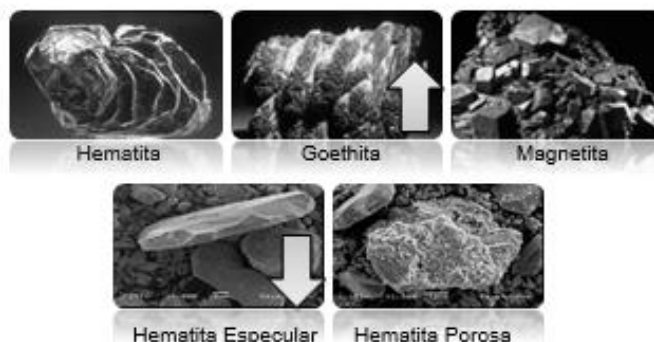


Figura 4.2 – Principais minerais presentes na matéria prima da Samarco.

Com o passar dos anos observa-se um aumento gradativo da goethita no minério de ferro da Samarco, acompanhado de uma respectiva redução da hematita especular vide Figura 4.3.

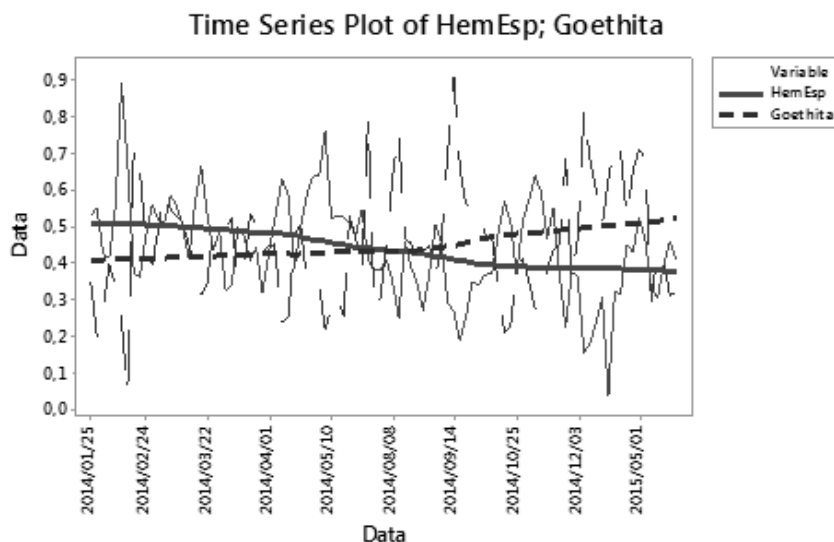


Figura 4.3 – Aumento gradativo da goethita com o passar do tempo

O aumento da goethita causa o aumento do PPC que por sua vez aumenta a umidade. Estes dois fatores, em conjunto, contribuem para a queda do índice de tamboramento obrigando a redução da alimentação da grelha para prevenir a perda da qualidade física da pelota queimada (Figura 4.4).

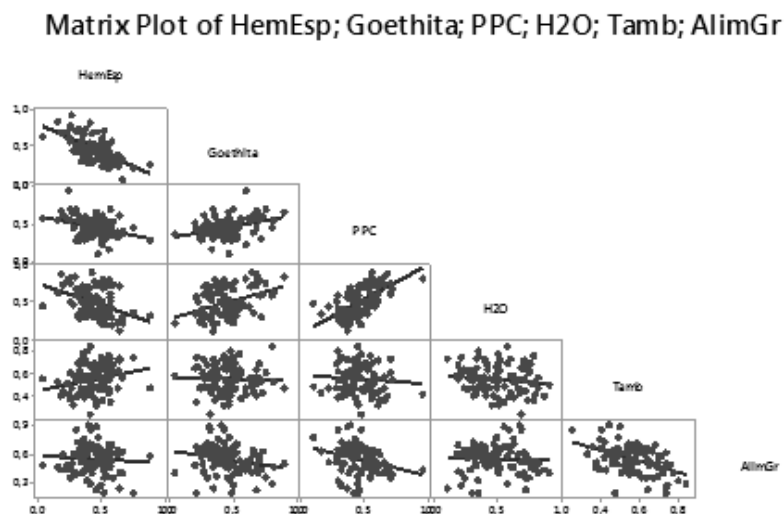


Figura 4.4 – Relação entre os principais constituintes do minério da Samarco.

O comportamento do índice de tamboramento pode ser observado na Figura 4.5. Percebe-se uma leve tendência de queda com o passar do tempo.

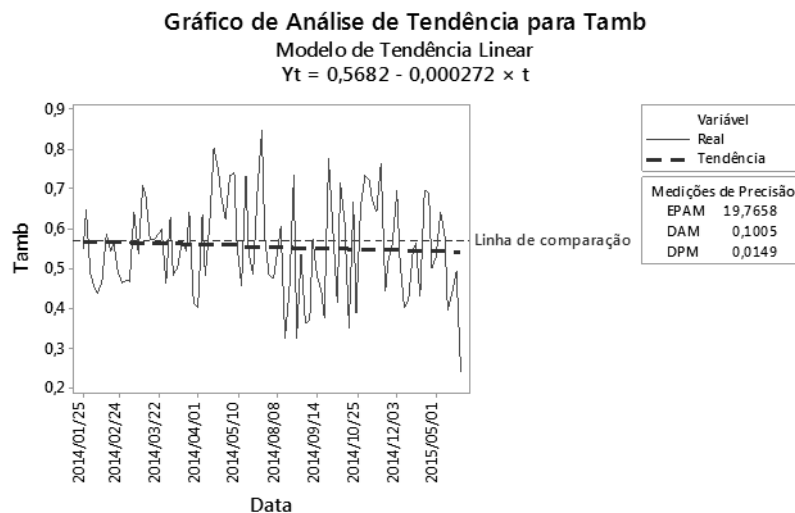


Figura 4.5 – Comportamento do índice de tamboramento.

#### 4.1.2 Definição do escopo da pesquisa

A pesquisa limita-se ao estudo das variáveis, medidas, da matéria prima e dos processos de mistura, pelotamento e forno, que tenham relação com a resistência da pelota crua e queimada, Figura 4.6.

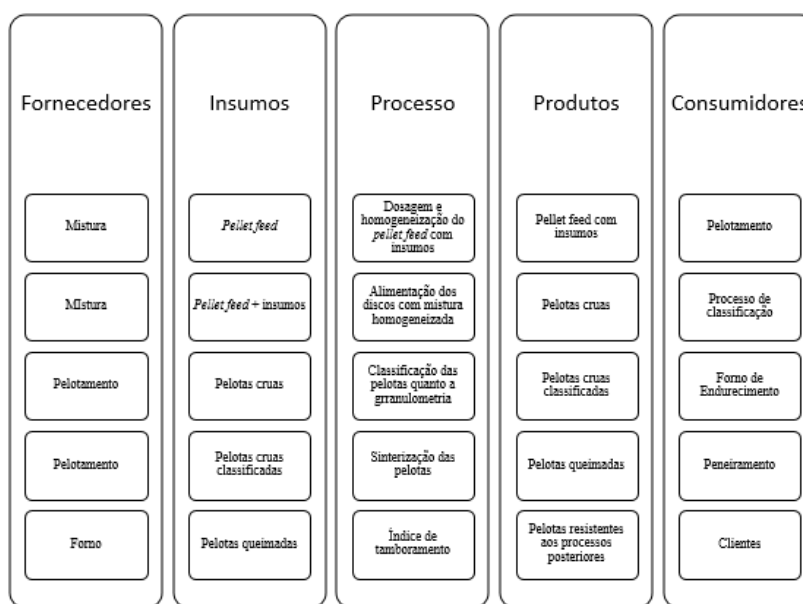


Figura 4.6 – Definição do escopo.

## 4.2 Fase de Medição (*Measure*)

Na fase de medição foi levantado um conjunto de variáveis relacionado ao índice de tamboramento, segundo revisão bibliográfica. De posse das variáveis, foi feita a coleta, limpeza e estratificação dos dados, preparando a amostra para a fase posterior de análise.

### 4.2.1 Levantamento das variáveis referente aos fatores da matéria prima decisivos para aglomeração e formação da pelota crua

Da revisão bibliográfica.

- Importantes fatores de aglomeração:
  - Percentual de hematita (especularita, martita).
  - Percentual de goethita.
- Adição de insumos:
  - Percentual de carvão adicionado:  $C$ .
  - Percentual de calcário adicionado:  $CaO, MgO$ .
  - Percentual de agente aglomerante adicionado: Aglomerante orgânico.
- Comportamento visco-elástico da pelota crua:
  - Superfície específica do *pellet feed*.
  - Umidade do *pellet feed*.
  - Resistência à compressão da pelota crua úmida (CPCU).
  - Resistência à compressão da pelota crua seca (CPCS).
  - Resiliência ou resistência da pelota crua a quedas.
- Distribuição granulométrica das partículas de minério do *pellet feed*:
  - Percentual de partículas passantes na peneira de 325#.
- Formação da pelota crua:
  - Umidade do *pellet feed*.
  - Alimentação dos discos.
  - Velocidade de rotação dos discos.

### 4.2.2 Levantamento das variáveis referente aos fatores decisivos para o processo de evaporação da umidade contida nas pelotas

Da revisão bibliográfica.

- Processo de secagem de pelotas:
  - Umidade da pelota crua.
  - Perda por calcinação PPC.
  - Diâmetro da pelota crua.
  - Distribuição granulométrica da pelota crua.
  - Altura do leito de pelotas.
  - Velocidade da grelha.
  - Pressão de secagem ascendente na região da coifa.
  - Pressão de secagem ascendente na região da caixa de vento.
  - Pressão de secagem descendente na região da coifa.
  - Pressão de secagem descendente na região da caixa de vento.
- Temperatura de choque:
  - Temperatura de secagem ascendente na região da coifa.
  - Temperatura de secagem ascendente na região da caixa de vento.
  - Temperatura de secagem descendente na região da coifa.
  - Temperatura de secagem descendente na região da caixa de vento.
  - Temperatura de secagem descendente na região da coifa recuperação
  - Porcentagem de aglomerante adicionado

#### **4.2.3 Levantamento das variáveis referente aos fatores decisivos para o processo de endurecimento térmico das pelotas cruas, por meio das reações de sinterização**

Da revisão bibliográfica.

- Ligações pelas mudanças das estruturas cristalinas:
  - Percentual de hematita (especularita, martita).
  - Superfície específica.
  - Percentual de carvão adicionado a pelota.
  - Características do minério;  $Fe_{Tot}$ ;  $FeO$ ;  $SiO_2$ ;  $CaO$ ;  $MgO$ ;  $Al_2O_3$ ;  $P$ .
  - Percentual de calcário adicionado:  $CaO$ ,  $MgO$ .
  - Velocidade da grelha.

- Diâmetro e distribuição granulométrica da pelota
- Pressão dos gases de pré-queima na região da coifa.
- Pressão dos gases de queima na região da coifa.
- Temperatura dos gases de queima na região da caixa de vento 1.
- Temperatura dos gases de queima na região da caixa de vento 2.
- Temperatura dos gases no duto de recuperação.

#### **4.2.4 Levantamento das variáveis referente aos fatores decisivos para o processo de resfriamento de pelotas queimadas e recirculação do calor ao processo de aquecimento**

Da revisão bibliográfica

- Resfriamento de pelotas queimadas:
  - Pressão dos gases de resfriamento primário na região da coifa.
  - Pressão dos gases de resfriamento primário na região da coifa.
  - Temperatura da pelota queimada.
  - Resistência a compressão.
  - Percentual de água adicionada para resfriamento posterior.

#### **4.2.5 Levantamento das variáveis referente a outros fatores que afetam a qualidade da pelota crua e queimada**

Da revisão bibliográfica

- Fatores da pelota crua que afetam a qualidade da pelota queimada:
  - Alimentação do disco.
  - Velocidade de rotação do disco.
  - Tonelagem de alimentação do disco.
  - Inclinação do disco.
  - Permeabilidade do leito de pelotas.
  - Faixa menor que 6,3mm.
  - Faixa de 6,3mm a 8mm.
  - Faixa de 8mm a 9,5mm.

- Faixa de 9,5mm a 12,5mm.
- Faixa de 12,5mm a 16mm.
- Faixa de 16mm a 19mm.
- Faixa maior que 19mm.
- Basicidade binária  $\%CaO / \%SiO_2$ .

Da revisão bibliográfica

- Carga circulante do pelotamento:
  - Retorno do pelotamento:
  - Pelotas menores que 8mm e maiores que 16mm.

#### **4.2.6 Agrupamento das variáveis conforme processo produtivo**

Para melhor entendimento das relações entre as variáveis, elas foram estratificadas conforme o tipo; variáveis transformadas, relacionadas a matéria prima, e de transformação, relacionadas ao processo. Os quadros da Figura 4.7 mostram o processo de transformação do *pellet feed* em pelota queimada.

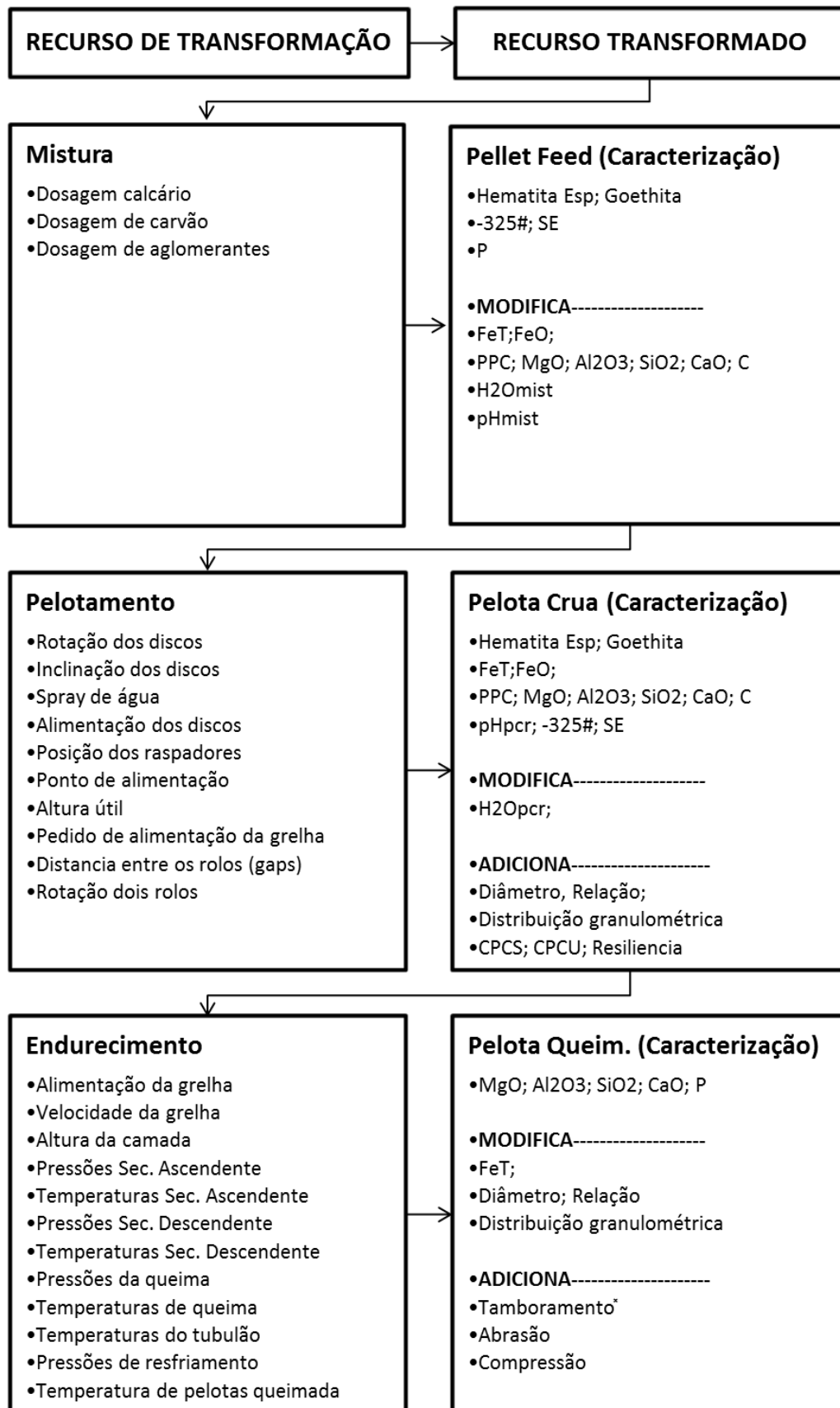


Figura 4.7 – Mapa de Processo.

#### 4.2.7 Amostragem

A amostra foi constituída de dados coletados no sistema PIMS *Process Information Management System*. O PIMS é um banco de dados temporal, ligado diretamente ss redes de automação, que armazena as informações dos instrumentos de chão de fábrica por longos períodos de tempo. Posteriormente estes dados podem ser resgatados para análise.

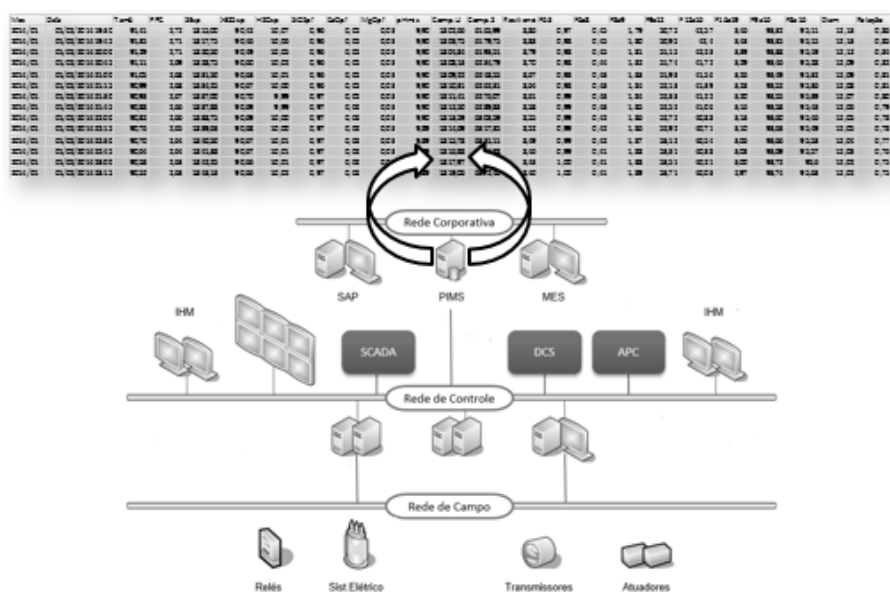


Figura 4.8 – Coleta de dados do PIMS.

As variáveis foram coletadas do PIMS a cada duas horas, pois é o período de tempo necessário para que resultados dos testes, dos laboratórios de controle de processo, estejam disponíveis no PIMS. As variáveis citadas na literatura e que não se encontravam armazenadas no sistema PIMS foram descartadas.

#### 4.2.8 Limpeza da amostra

A limpeza da amostra consiste em remover os pontos dispersos ou *outliers*, utilizando a técnica do Box Plot.

$$\text{Valor Mín. Permitido} = \text{Quartil1} - (1,5 * (\text{Quartil3} - \text{Quartil1})) \quad (4.2.1)$$

$$\text{Valor Máx. Permitido} = \text{Quartil3} + (1,5 * (\text{Quartil3} - \text{Quartil1})) \quad (4.2.2)$$

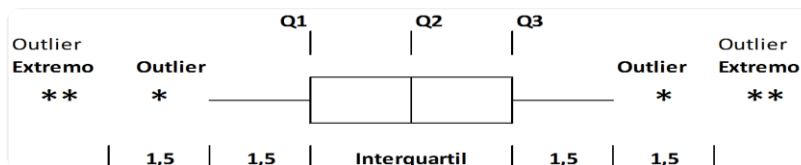


Figura 4.9 – Limites do Box Plot

A retirada dos pontos dispersos gerou a quebra da sequência temporal entre as linhas do banco de dados. Estas quebras foram identificadas e quantificadas, sendo selecionadas as sequências maiores que 12 horas de operação ininterruptas, vide Figura 4.10. Sequências maiores de operação fortalecem a qualidade dos valores medidos e as relações de causa e efeito entre as variáveis pois não há ruídos devido a parada da planta.

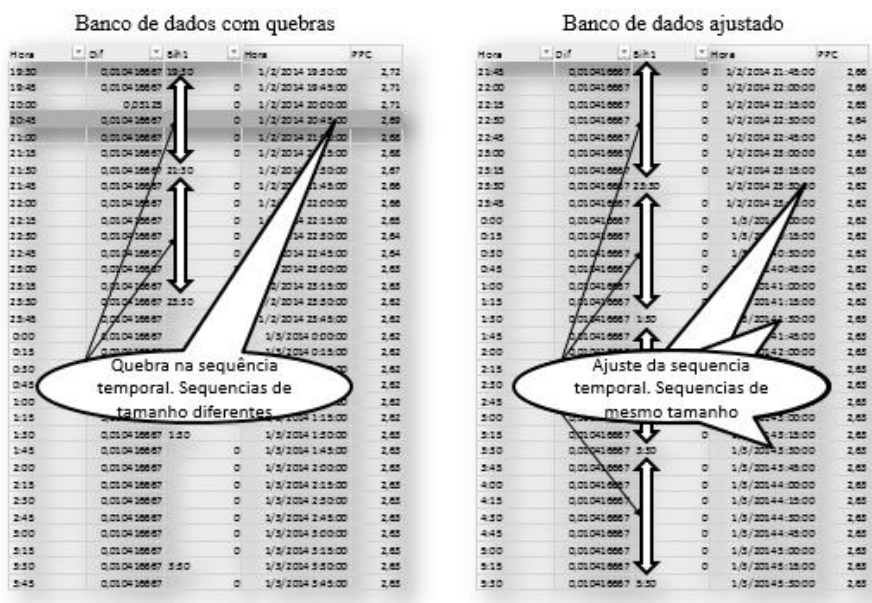


Figura 4.10 – Sequenciamento das linhas do banco de dados.

#### 4.2.9 Redução da variação da amostra

O índice de tamboramento é medido de forma manual pelo laboratório. Por esse motivo muitos são os fatores que estão ligados a sua variação. Estes fatores vão desde a amostragem, transporte das amostras, preparação da amostra, secagem, peneiramento, pesagem, tamboramento, peneiramento, separação material maior que 6,3mm, pesagem

final e lançamento dos valores manualmente no sistema PIMS. Cada um destes processos é uma fonte potencial de erro e isso explica, em parte, a alta variação do índice de tamboramento.

Para reduzir a variação do banco de dados, aumentar as correlações, e melhorar a normalidade dos dados, foi feita a média móvel, com tamanho de 6 unidades, para cada variável coletada, como pode ser visto no exemplo da Figura 4.11.

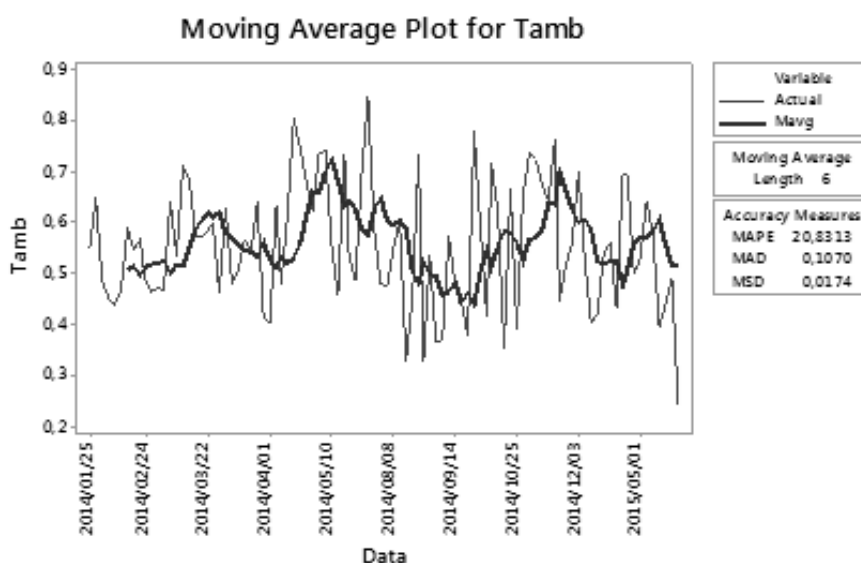


Figura 4.11 – Média móvel para o índice de tamboramento.

#### 4.2.10 Padronização da amostra

A padronização da amostra é a última fase de preparação para geração do modelo do índice de tamboramento. A padronização permite a comparação das medidas estatísticas de todas as variáveis entre si. Isto será útil para determinar qual é a mais significativa para o modelo, de maior peso para resposta  $y$ . O processo consiste na transformação dos valores de todas as variáveis, da amostra, para uma mesma amplitude de variação de 0 a 100%.

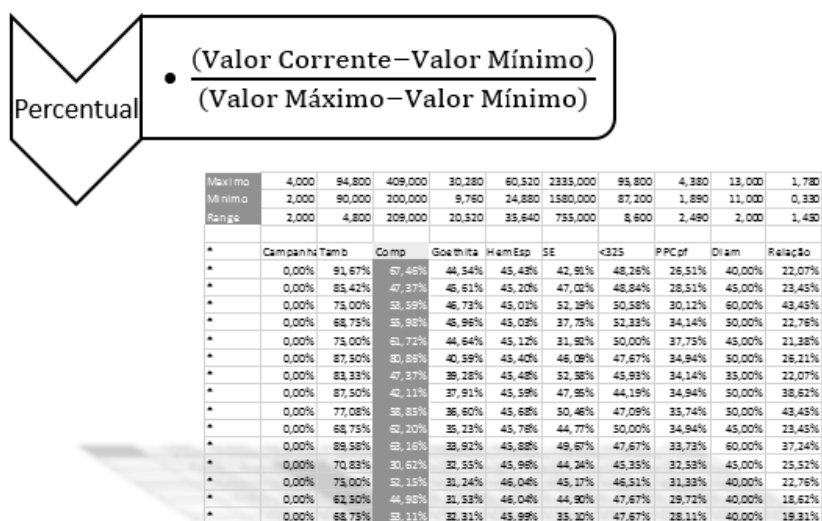


Figura 4.12 – Padroniza\u00e7\u00e3o das vari\u00e1veis da amostra.

Neste ponto a amostra est\u00e1 pronta para a fase de an\u00e1lise e modelamento. Os dados foram limpos, sequenciados, melhorados na normalidade e por fim padronizados. O banco de dados final consiste em uma amostra com 43 vari\u00e1veis e 768 linhas, coletadas a cada duas horas, do sistema PIMS, entre os meses de janeiro de 2014 a maio de 2015.

### 4.3 Fase de an\u00e1lise (*Analyse*)

Com base na amostra preparada na fase de medi\u00e7\u00e3o, foi constru\u00eddo o modelo de regress\u00e3o linear m\u00faltipla. O modelo permite a compara\u00e7\u00e3o quantitativa direta dos coeficientes das vari\u00e1veis explicativas identificando aquelas que tem o maior peso no \u00edndice de tamboramento. A posteriori foi feito um modelo de laborat\u00f3rio para melhor entendimento da a\u00e7\u00e3o da adi\u00e7\u00e3o de insumos, cruciais para etapa de queima, na etapa de aglomera\u00e7\u00e3o.

#### 4.3.1 Pressupostos atribu\u00eddos ao modelo de regress\u00e3o linear

De acordo com WERKEMA e AGUIAR (2006), algumas suposi\u00e7\u00f5es atribu\u00eddas aos erros s\u00e3o associadas ao Modelo de Regress\u00e3o Linear:

- Os erros t\u00eam m\u00e9dia zero e a mesma vari\u00e2ncia desconhecida.

- Os erros são não correlacionados, ou seja, o valor de um erro não depende de qualquer outro erro.
- A variável explicativa  $x$  é controlada pelo experimentador e é medida com erro desprezível (erro não significativo do ponto de vista prático)
- Os erros tem distribuição normal.

Estes pressupostos sugerem que o modelo será tanto melhor se:

- As observações do índice de tamboramento sejam aleatórias e não autocorrelacionadas.
- As observações do índice de tamboramento tenham distribuição normal.
- As variáveis explicativas não estejam altamente correlacionadas, pressuposto da multicolinearidade.
- As variáveis explicativas sejam medidas com o mínimo de erro possível.

#### 4.3.2 Análise de normalidade

Para verificar se o índice de tamboramento segue uma distribuição normal foi executado o teste de normalidade para a amostra observada. A normalidade dos dados pode ser avaliada num gráfico de probabilidade normal, Figura 4.13, que plota os valores dos dados ordenados, versus os valores esperados para os mesmos se a população da amostra fosse normalmente distribuída. Se a população é normal, os pontos plotados formarão uma linha aproximadamente reta.

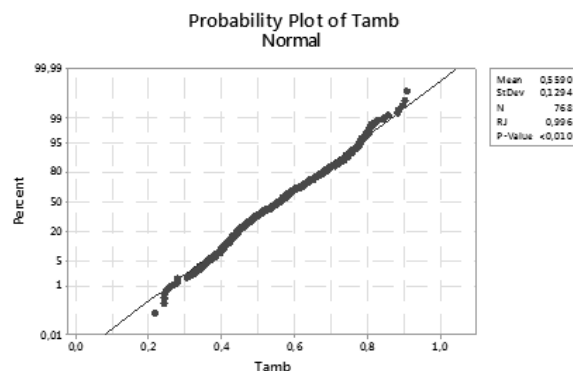


Figura 4.13 – Probabilidade normal para o índice de tamboramento.

Para determinar a normalidade dos dados foi gerada, no Minitab, a estatística de teste Ryan-Joiner. A estatística avalia a normalidade dos dados calculando a correlação entre os dados da amostra e os valores esperados para os dados da amostra se ela fosse normalmente distribuída. Se o coeficiente de correlação é próximo de 1, a população é provavelmente normal.

Coeficiente de correlação Ryan-Joiner:

$$Rp = \frac{\sum y_i b_i}{\sqrt{s^2 (n-1) \sum b_i^2}} \quad (4.3.2)$$

Onde:

- $y_i$  Observações ordenadas do processo
- $b_i$  Escore normal dos dados (São os valores esperados dos dados ordenados da amostra se a mesma seguisse uma distribuição normal)
- $s^2$  Variância Amostral
- $n$  Número de observações

A afirmação de que os dados observados seguem uma distribuição normal depende de um teste de hipótese para determinar a força da correlação de Ryan-Joiner. As seguintes hipóteses são formuladas:

H0: Os dados seguem uma distribuição normal.

H1: Os dados não seguem uma distribuição normal.

De acordo com a estatística, o p-valor é menor que 0,010. O p-valor é menor do que o nível de significância o que leva a rejeição da hipótese nula H0 com 95% de confiança de que a hipótese alternativa é verdadeira. Portanto os dados analisados do índice de tamboramento não seguem uma distribuição normal.

Os dados foram normalizados executando uma aproximação polinomial dos valores amostrados do índice de tamboramento ordenados aos valores esperados para o mesmo, se a amostra seguisse uma distribuição normal vide Figura 4.14.

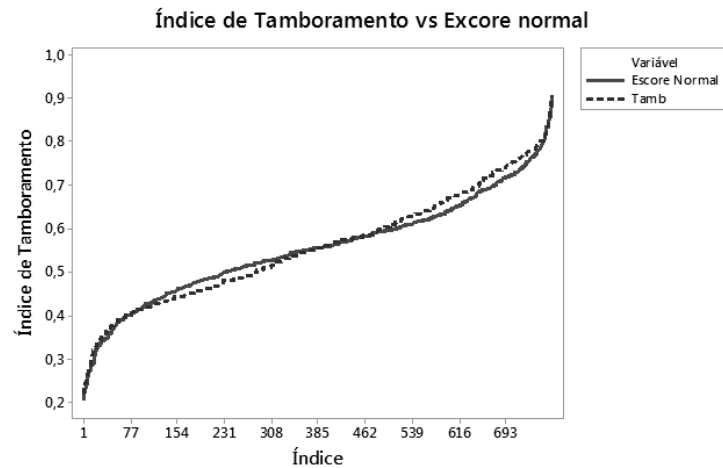


Figura 4.14 – Comparação entre o índice de tamboramento e escore normal, ordenados.

$$EscNormOrd = TbNormOrd = \beta_0 + \beta_1 TbOrd + \beta_2 TbOrd^2 + \dots + \beta_9 TbOrd^8 \quad (4.3.3)$$

Onde:

*EscNormOrd*      Escore normal do índice de tamboramento ordenado

*TbNormOrd*      Índice de tamboramento normalizado ordenado

*TbOrd*            Observações do índice de tamboramento ordenadas

A equação de regressão é:

- $EscNormOrd = TbNormOrd$

=

|                               |                               |                               |
|-------------------------------|-------------------------------|-------------------------------|
| +256,579 (TbOrd)              | -1834,62 (TbOrd) <sup>2</sup> | +7208,13 (TbOrd) <sup>3</sup> |
| -17013 (TbOrd) <sup>4</sup>   | +24820,7 (TbOrd) <sup>5</sup> | -21970,8 (TbOrd) <sup>6</sup> |
| +10839,8 (TbOrd) <sup>7</sup> | -2291,5 (TbOrd) <sup>8</sup>  | -14,9077                      |

(4.3.4)

As observações do tamboramento ordenadas foram aproximadas ao escore normal do tamboramento utilizando a equação 4.3.4. O escore normal é o índice de tamboramento normalizado. Os ajustes da aproximação podem ser vistos na Figura 4.15.

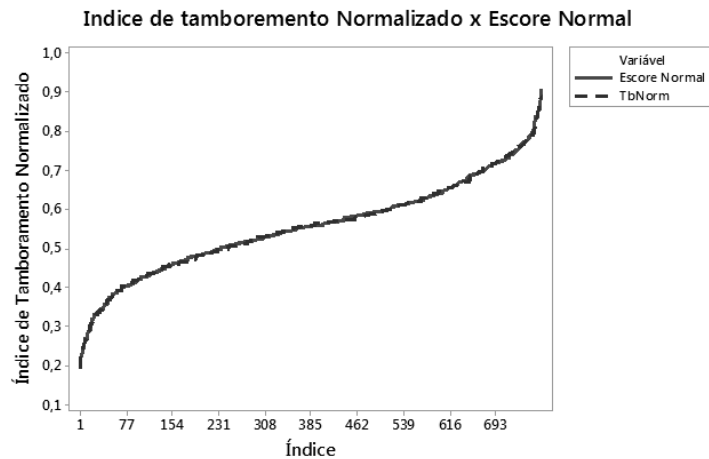


Figura 4.15 – Comparação entre o índice de tamboramento normalizado e escore normal, ordenados.

O índice de tamboramento normalizado foi submetido a um novo teste de distribuição normal. De acordo com a estatística, o p-valor é maior que 0,100 vide Figura 4.16. Logo, o p-valor é maior do que o nível de significância o que leva a aceitação da hipótese nula  $H_0$ , de que os dados seguem uma distribuição normal. Portanto os dados transformados seguem uma distribuição normal.

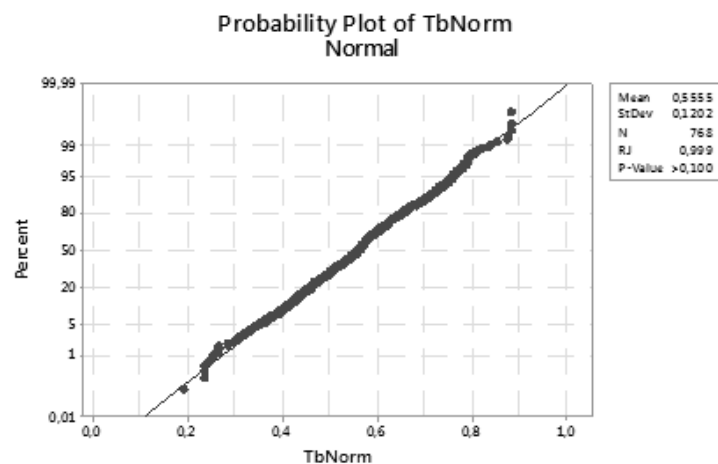


Figura 4.16 – Probabilidade normal para o índice de tamboramento normalizado.

### 4.3.3 Análise de multicolinearidade

A análise de multicolinearidade é a execução da correlação pareada entre todas as variáveis, candidatas a participação no modelo, para verificar se existe alguma correlação superior ou igual a 90%. Se existir, uma das duas variáveis deverá ser descartada vide Figura 4.17.

Entre todas as variáveis candidatas, somente as relacionadas à distribuição granulométrica apresentaram correlações acima de 90%.

|         | F63      | F6a8     | F8a9     | F9a12    | F12a16   | F16a19   | F19      | F8a16    | F9a16    | Diam     | Relação |
|---------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|---------|
| F63     |          |          |          |          |          |          |          |          |          |          |         |
| F6a8    | 0,206955 |          |          |          |          |          |          |          |          |          |         |
| F8a9    | 0,071109 | 0,40569  |          |          |          |          |          |          |          |          |         |
| F9a12   | 0,000854 | 0,095483 | 0,295096 |          |          |          |          |          |          |          |         |
| F12a16  | -0,06028 | -0,19019 | -0,40474 | -0,93435 |          |          |          |          |          |          |         |
| F16a19  | 0,085754 | 0,051597 | -0,22313 | -0,51142 | 0,273484 |          |          |          |          |          |         |
| F19     | 0,01567  | 0,096489 | 0,052756 | -0,02405 | -0,00628 | 0,030109 |          |          |          |          |         |
| F8a16   | -0,16586 | -0,1615  | 0,123875 | 0,45844  | -0,18426 | -0,96542 | -0,04415 |          |          |          |         |
| F9a16   | 0,012087 | -0,14624 | -0,10291 | 0,052145 | 0,007284 | -0,12071 | -0,20504 | 0,134015 |          |          |         |
| Diam    | -0,01306 | -0,11623 | -0,42871 | -0,90549 | 0,855855 | 0,673901 | 0,017117 | -0,58461 | -0,04896 |          |         |
| Relação | -0,04142 | -0,15843 | -0,3557  | -0,95362 | 0,962694 | 0,367426 | 0,015741 | -0,28426 | -0,03392 | 0,889859 |         |

Figura 4.17 – Matriz de correlações para análise de multicolinearidade.

As seguintes variáveis foram descartadas:

- *F9a12* percentual de pelotas de 9mm a 12mm
- *F16a19* percentual de pelotas de 16mm a 19mm
- *Relação* é a divisão das faixas *F9a12* / *F12a16*

### 4.3.4 Análise de autocorrelação

A autocorrelação é a correlação entre as observações de uma série temporal separada por  $k$  unidades de tempo. O minitab calcula a função de autocorrelação FAC e mostra um gráfico das autocorrelações de uma série temporal. A (FAC) foi gerada com comprimento padrão de  $\frac{n}{4}$  lags, sendo  $n$  o número de amostras limitado a 240 observações.

A função de autocorrelação da Figura 4.18 mostra picos significativos nos *lags* de 1 a 6 com autocorrelações subsequentes. Logo, as observações não são aleatórias e independentes. A autocorrelação pode prejudicar a precisão de previsão de um modelo temporal levando a interpretações errôneas dos dados de uma série temporal.

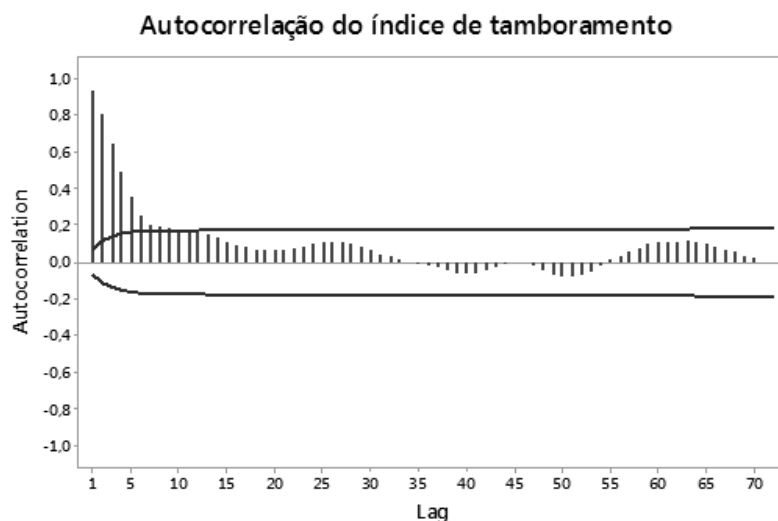


Figura 4.18 – FAC, função de autocorreção para o índice de tamboramento normalizado.

Os limites da função de autocorrelação foram gerados com  $\alpha = 0,05$  para a hipótese de que as correlações são iguais à zero.

A Tabela IV.1 mostra o número de *lags*, os coeficientes de autocorrelação, a estatística T, e a estatística Ljung-Box Q (LBQ). A estatística Ljung-Box Q é usada no teste de hipótese para testar a hipótese nula de que a autocorrelação para os *lags* de 1 até k são iguais a zero ou seja, testar se as séries de observações no tempo são aleatórias e independentes.

| <i>Lag</i> | FAC     | T     | LBQ     |
|------------|---------|-------|---------|
| 1          | 0,94226 | 26,11 | 684,53  |
| 2          | 0,81717 | 13,59 | 1200,06 |
| 3          | 0,66347 | 9,07  | 1540,34 |
| 4          | 0,50786 | 6,3   | 1739,97 |
| 5          | 0,36779 | 4,34  | 1844,81 |
| 6          | 0,26192 | 3,02  | 1898,05 |
| 7          | 0,21384 | 2,44  | 1933,58 |

|    |         |      |         |
|----|---------|------|---------|
| 8  | 0,19872 | 2,25 | 1964,31 |
| 9  | 0,1939  | 2,18 | 1993,61 |
| 10 | 0,18538 | 2,07 | 2020,42 |
| 11 | 0,17386 | 1,93 | 2044,03 |
| 12 | 0,16117 | 1,78 | 2064,35 |

Tabela IV.1 – FAC, função de autocorrelação.

Utilizando o teste qui-quadrado é possível confirmar estatisticamente que a autocorrelação, para um ou mais *lags*, é significativamente diferente de zero, sugerindo que os valores não são aleatórios e independentes no tempo e estão sob a presença de autocorrelação.

Estatística de Teste LBQ:

$$Q_h = n(n+2) \sum_{k=1}^h \frac{\hat{\rho}_k^2}{n-k} \quad (4.3.5)$$

Onde:

$n$  É o tamanho da amostra

$\hat{\rho}_k^2$  É o fator de correlação do *lag*  $k$

$h$  É o número de *lags* envolvidos no teste

A região crítica para rejeição da hipótese nula  $H_0$  para um nível de significância é:

$$Q > \chi^2(1-\alpha), h \quad (4.3.6)$$

Onde:

$\chi^2(1-\alpha), h$  É o valor da função de distribuição acumulativa qui-quadrado para probabilidade de  $\alpha$

$h$  Graus de liberdade

O teste Qui-quadrado para os *lags* de 1 a 6 avaliará as hipóteses:

H0: A autocorrelação para os *lags* de 1 a 6 é igual a Zero.

H1: Em pelo menos um *lag* de 1 a 6 a autocorrelação é diferente de Zero.

Dados de entrada:

- Nível de significância  $\alpha = 0,05$
- Graus de liberdade  $Df = 6$
- Ljung-Box Q para teste dos *lags* de 1 a 6:  $LBQ = 1898,05$  (Tabela IV.1)

Dados de saída do teste:

- $LBQ = 1898,05$  é maior do que  $\chi^2(1 - \alpha),6 = 1,635383$

Ou:

- $p - valor = \chi^2(1898,05),6 = 0$ ; é menor do que  $\alpha = 0,05$

O p-valor é menor que 5% logo a hipótese nula H0 é rejeitada em favor da hipótese alternativa H1. Portanto não há evidências de que os dados são aleatórios e independentes, então se aceita a hipótese alternativa de que os dados não são aleatórios e independentes e que em pelo menos um dos *lags*, de 1 a 6, as observações estão autocorrelacionadas e são diferentes de Zero.

Para reduzir a autocorrelação entre as observações, a amostra fracionada em 8 partes, com intervalo entre os pontos coletados aumentado de 8 linhas ou 16 horas. As amostras fracionadas A, B, C, D, E, F, G e H, foram geradas com 96 linhas cada.

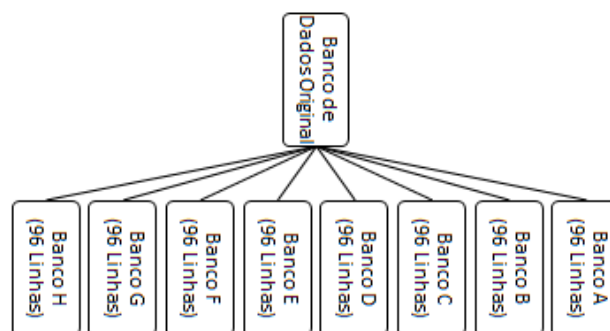


Figura 4.19 – Fracionamento da amostra.

A amostra A foi submetido a um novo teste de autocorrelação e a (FAC) da Figura 4.20 foi gerada com comprimento padrão de  $\frac{n}{4}$  lags.

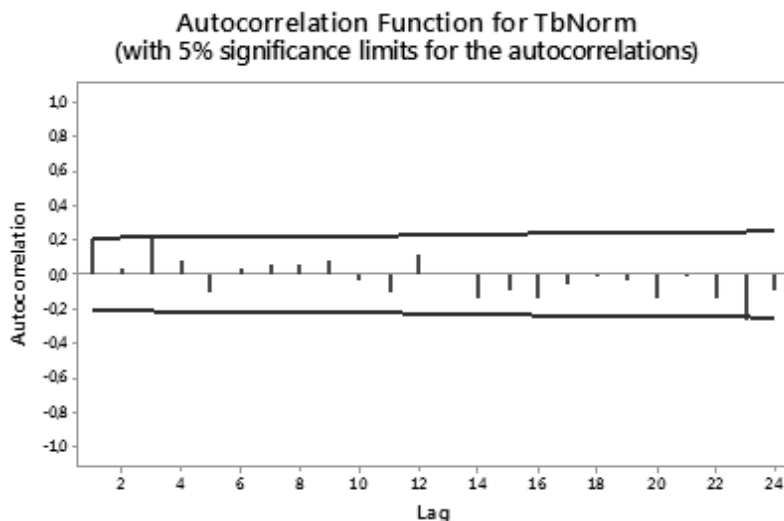


Figura 4.20 – FAC, função de autocorreção para o índice de tamboramento normalizado amostra A.

Todos os *lags* para amostra fracionada A estão dentro dos limites de significância, logo não existe mais a presença da autocorrelação entre as observações vizinhas. As observações podem ser consideradas aleatórias e independentes. Devido à estratificação utilizar a mesma regra de espaçamento para as demais amostras, é possível afirmar que todas as demais amostras não são autocorrelacionadas.

#### 4.3.5 Análise do sentido das correlações pareadas

Para validar a amostra original, foi realizada a correlação pareada entre o índice de tamboramento normalizado e demais variáveis.

A Figura 4.21 mostra que os sentidos das relações, entre as variáveis explicativas e o índice do tamboramento normalizado, atendem as expectativas teóricas esperadas. Conclui-se então que as observações são coerentes.



### 4.3.6 Modelagem inicial a partir dos dados de campo

Modelo Preliminar - Consideradas somente as variáveis que ultrapassaram os limites Q1 e Q3 do gráfico da Figura 4.21, representando os 50% dos maiores coeficientes.

$$\hat{y}_i = \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 x_i + \hat{\beta}_2 x_{ik} + \dots + \hat{\beta}_{19} x_{ik} \quad (4.3.7)$$

Onde:

$$k = 1 = HemEsp; k = 2 = Si; \dots; k = 19 = PRpcoifa$$

Utilizando as técnicas de regressão por mínimos quadrados, os estimadores  $\hat{\beta}_0, \hat{\beta}_1, \dots, \hat{\beta}_{19}$  foram calculados conforme equação (4.3.8).

A equação de regressão é:

|                |                     |                    |                    |
|----------------|---------------------|--------------------|--------------------|
| • TbNorm =     | + 0,5094            | - 0,0268(HemEsp)   | + 0,2033(SiO2mist) |
|                | + 0,2302(CaOmist)   | - 0,0589(SpAgl)    | - 0,1481(F63)      |
|                | + 0,0147(F8a9)      | + 0,1899(F8a16)    | - 0,3078(Diam)     |
|                | + 0,0784(CPCU)      | + 0,0424(CPCS)     | + 0,1609(AlimGr)   |
|                | - 0,4682(VelGrelha) | + 0,1358(PSDCxv)   | - 0,0995(PQ2Cxv)   |
|                | - 0,2512(PRpCxv)    | + 0,1342(PRsCxv)   | + 0,2612(TSDCoifa) |
|                | - 0,0033(PSDCoifa)  | + 0,1609(PRpCoifa) |                    |
| • R-sq = 55,4% | R-sq(adj) = 55,3%   |                    |                    |

O coeficiente de determinação R-sq é de 55,4% e indica o quanto da variação, da variável resposta, é explicada pelo modelo, a fórmula é:

$$R^2 = 1 - \frac{\sum (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum (y_i - \bar{y})^2} \quad (4.3.9)$$

Onde:

$y_i$  i-ésimo valor observado de reposta

$\bar{y}_i$  reposta média

$\hat{y}_i$  i-ésima resposta ajustada

O coeficiente ajustado R-sq(adj) é de 55,3% e considera o número de variáveis explicativas do modelo. O coeficiente de determinação ajustado R-sq(adj) só aumentará se o novo termo melhorar o modelo mais do que seria esperado pelo acaso com o acréscimo de mais uma variável explicativa, a fórmula é:

$$R^2(adj) = \left( 1 - \frac{\sum (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum (y_i - \bar{y}_i)^2} \right) \left( \frac{n - 1}{n - p - 1} \right) \quad (4.3.10)$$

Onde:

$n$  número de observações

$p$  número de termos do modelo

As variáveis HemEsp, F8a9 e PSDCoifa não se ajustaram adequadamente violando a regra de não se incluir uma variável irrelevante no modelo. As variáveis irrelevantes podem ser identificadas por meio da comparação dos seus baixos coeficientes, com os demais. O p-valor  $> 0,1$  também ajuda na identificação destas variáveis (Tabela IV.2).

| Variável  | Coefficiente | P-Valor |
|-----------|--------------|---------|
| Constant  | 0,509        |         |
| HemEsp    | -0,027       | 0,378   |
| SiO2mist  |              |         |
| CaOmist   |              |         |
| SpAgl     |              |         |
| F63       |              |         |
| F8a9      | 0,015        | 0,792   |
| F8a16     |              |         |
| Diam      |              |         |
| CPCU      |              |         |
| CPCS      |              |         |
| AlimGr    |              |         |
| VelGrelha |              |         |
| PSDCxv    |              |         |
| PQ2Cxv    |              |         |
| PRpCxv    |              |         |
| PRsCxv    |              |         |
| TSDCoifa  |              |         |
| PSDCoifa  | -0,003       | 0,920   |
| PRpCoifa  |              |         |

Tabela IV.2 – Identificação das variáveis irrelevantes do modelo preliminar.

### 4.3.7 O modelo de campo

As variáveis HemEsp, F8a9 e PSDCoifa foram retiradas do modelo preliminar, pois eram irrelevantes. Observação: a retirada de uma variável irrelevante não impede que ela volte posteriormente ao modelo em uma outra combinação de variáveis.

A retirada das variáveis irrelevantes proporcionou espaço para entrada de outras, mais significativas. Vários modelos foram gerados, por meio da saída e entrada de variáveis, a procura da melhor combinação entre elas. A decisão para saída ou entrada de uma variável foi baseada no seu coeficiente, no p-valor e na análise de resíduos do modelo. Após várias combinações chegou-se ao modelo final.

A equação de regressão é:

$$\begin{aligned}
 & \bullet \text{ TbNorm} = \\
 & \begin{array}{lll}
 -0,0447 & + 0,1501(\text{SE}) & - 0,2089(\text{PPC}) \\
 + 0,1870(\text{SiO2mist}) & + 0,1454(\text{CaOmist}) & + 0,0990(\text{Cmist}) \\
 - 0,0859(\text{SpAgl}) & + 0,1952(\text{RpmMedia}) & + 0,0840(\text{F6a8}) \\
 + 0,2671(\text{F8a16}) & - 0,1035(\text{Diam}) & + 0,0676(\text{CPCU}) \\
 - 0,3490(\text{AlimGr}) & - 0,2977(\text{VelGrelha}) & - 0,0986(\text{TSACxv1}) \\
 + 0,3881(\text{TSDCxv}) & - 0,0869(\text{TQ2Cxv}) & + 0,2573(\text{Ttubulão}) \\
 - 0,1877(\text{PSDCxv}) & + 0,2849(\text{PQ2Cxv}) & + 0,1651(\text{TSDCoifa}) \\
 + 0,2079(\text{PSDCoifa}) & - 0,1818(\text{PQ1Coifa}) & \\
 \end{array} \\
 & \bullet \text{ R-sq} = 67,5\% \qquad \text{R-sq(adj)} = 66,5\%
 \end{aligned}
 \tag{4.3.11}$$

Todas as variáveis são importantes para o modelo final atendendo o pressuposto básico da não inclusão de uma variável irrelevante no modelo vide Tabela IV.3.

| Variável  | Coefficiente | P-Valor |
|-----------|--------------|---------|
| SE        |              | 0,000   |
| PPC       |              | 0,000   |
| SiO2mist  |              | 0,000   |
| CaOmist   |              | 0,000   |
| Cmist     |              | 0,000   |
| SpAgl     |              | 0,001   |
| RpmMedia  |              | 0,000   |
| F6a8      |              | 0,007   |
| F8a16     | 0,2          | 0,000   |
| Diam      |              | 0,008   |
| CPCU      |              | 0,014   |
| AlimGr    |              | 0,000   |
| VelGrelha |              | 0,000   |
| TSACxv1   |              | 0,011   |
| TSDCxv    | 0,388        | 0,000   |
| TQ2Cxv    |              | 0,001   |
| Ttubulão  | 0,2          | 0,000   |
| PSDCxv    |              | 0,001   |
| PQ2Cxv    | 0,2          | 0,000   |
| TSDCoifa  |              | 0,000   |
| PSDCoifa  |              | 0,000   |
| PQ1Coifa  |              | 0,000   |

Tabela IV.3 – Identificação das variáveis irrelevantes do modelo de campo.

Análise de variância:

| Fonte     | DF  | SS      | SS%     | MS       | F-Value | P-Value |
|-----------|-----|---------|---------|----------|---------|---------|
| Regressão | 22  | 14,959  | 67,51%  | 0,679956 | 70,36   | 0       |
| Erro      | 745 | 7,1996  | 32,49%  | 0,009664 |         |         |
| Total     | 767 | 22,1587 | 100,00% |          |         |         |

A análise de variância ajuda no entendimento das componentes de variação de uma regressão:

Fonte: Indica a fonte de variação, tanto dos fatores como dos erros. O Total é a soma de todas as fontes de variação.

DF: São os graus de liberdade para cada fonte. A equação (4.3.11) tem 23 termos, portando os graus de liberdade são 22 (23-1). Tem-se um total de 768 observações, logo os graus de liberdade totais serão 767 (768 - 1).

SS: Soma de Quadrados Total = é a soma de quadrados da regressão (SQR) + a soma de quadrados dos resíduos (SQRes). A Soma de Quadrados da Regressão é a porção da

variância explicada pelo modelo, enquanto Soma de Quadrados do Erro é a porção não explicada pelo modelo e atribuída ao erro.

$$SQR = \sum(\hat{y}_i - \bar{y}_i)^2 ; SQRes = \sum(y_i - \hat{y}_i)^2 ; SS \text{ Total} = (SQR + SQRes)$$

Onde:

$y_i =$  i-ésimo valor observado de resposta,

$\bar{y}_i =$  resposta média

$\hat{y}_i =$  i-ésima resposta ajustada.

Neste caso, 67,51% da variação é explicada pelo modelo e 32,49% é atribuída ao erro. O erro pode estar na falta de variáveis relevantes não inclusas, na falta das interações entre as variáveis não inclusas e nos possíveis erros de medição das observações da amostra.

MS: Quadrado médio que é encontrado dividindo a soma de quadrados total pelos respectivos graus de liberdade.

F: Obtido pela divisão do MS dos fatores pelo MS do erro. O valor de F pode ser comparado com um valor F crítico obtido em tabelas da distribuição F para determinar se existem fatores significantes.

P: é o p-valor, usado para determinar se existe pelo menos um fator significativo; O p-valor deve ser comparado com o valor crítico de alfa igual a 0,05. Neste caso o p-valor do modelo é menor do que 0,05, conclui-se então que não existe pelo menos um fator significativo na equação 4.3.11.

#### **4.3.8 Validação do modelo de campo, análise de resíduos.**

Para fins de validação, a equação 4.3.11 foi aplicada aos dados das amostras estratificadas A, C, E e G, Figura 4.23, afim de prever o índice de tamboramento. Os resíduos foram submetidos a análise.

Para que o modelo seja confiável os pressupostos para o modelo de regressão linear devem ser atendidos.

Meta: o modelo deve explicar mais do que 60%, da variação total da variável resposta.

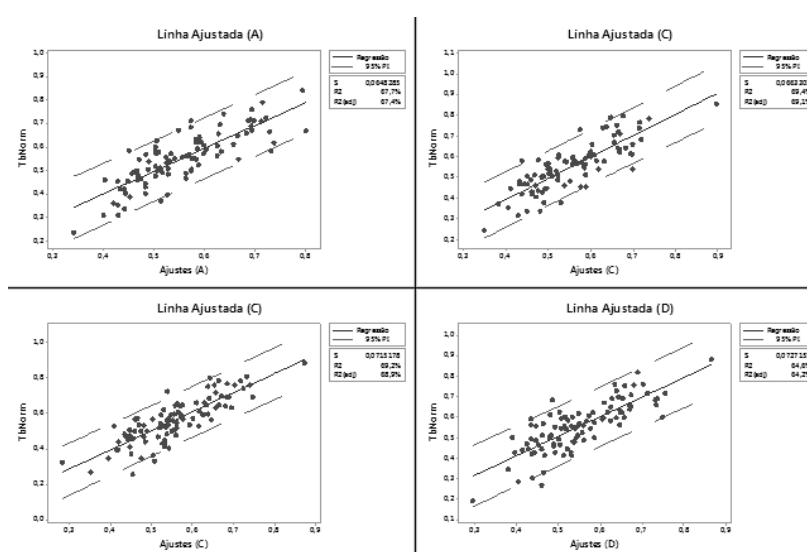


Figura 4.23 – Ajustes do modelo de campo as amostras estratificadas.

O modelo apresentou bom ajuste aos dados das amostras estratificadas, explicando em média,  $R\text{-sq}(\text{adj})=67,4\%$  da variação total das observações do índice de tamboramento. Este ajuste é acima da meta estabelecida de 60%, o suficiente para uma boa interpretação de que variáveis relevantes foram incluídas.

- Amostra A:  $R^2 = 67,7\%$ ;  $R^2(\text{adj}) = 67,4\%$
- Amostra C:  $R^2 = 69,4\%$ ;  $R^2(\text{adj}) = 69,1\%$
- Amostra E:  $R^2 = 69,2\%$ ;  $R^2(\text{adj}) = 68,9\%$
- Amostra G:  $R^2 = 64,6\%$ ;  $R^2(\text{adj}) = 64,2\%$

Pressuposto 1. Os erros têm média zero:

Em todos os resíduos a média do erro foi zero, Figura 4.24. Os erros negativos e positivos se anulam na mesma proporção. Isto significa que as variáveis desconhecidas e não incluídas no modelo, que representam a parte da variação que o modelo não explica, não afetaram tendenciosamente o valor médio da variável resposta, incorporando robustez ao modelo.

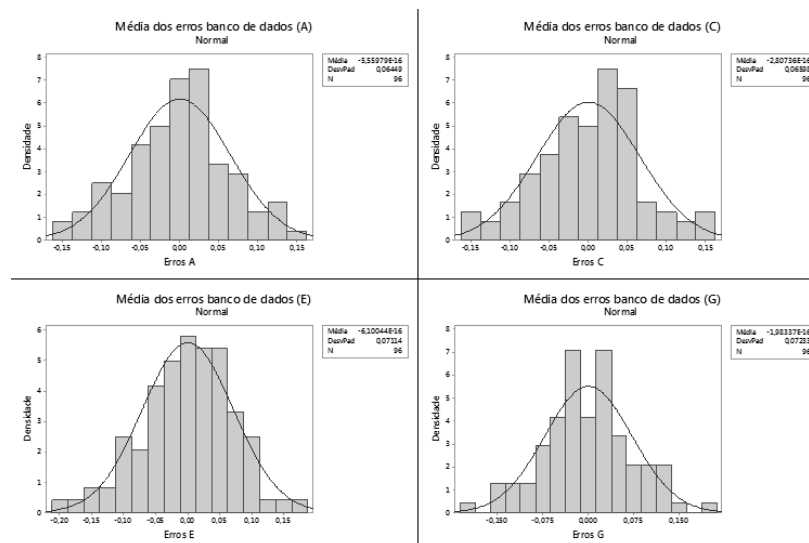


Figura 4.24 – Média dos erros do modelo de campo aplicado as amostras estratificadas.

Pressuposto 2. Os erros tem a mesma variância desconhecida:

A diferença entre os resultados observados e os resultados ajustados pelo modelo, resíduos, deve ter a variância constante. Se isto não ocorrer há perda da eficiência do modelo em estimar valores populacionais, assim, o modelo só funcionaria bem para os dados amostrados. Para verificar o atendimento a este pressuposto, foram montados os gráficos de dispersão, relacionando a variável resposta  $\hat{y}$  as observações  $y$ . Havendo correlação entre  $\hat{y}$  e  $y$  é indício de que a variância não é a mesma. Porém, como pode ser observado na Figura 4.25 não há indícios de correlação entre os resíduos e os valores ajustados pelo modelo 2, logo os erros tem a mesma variância.

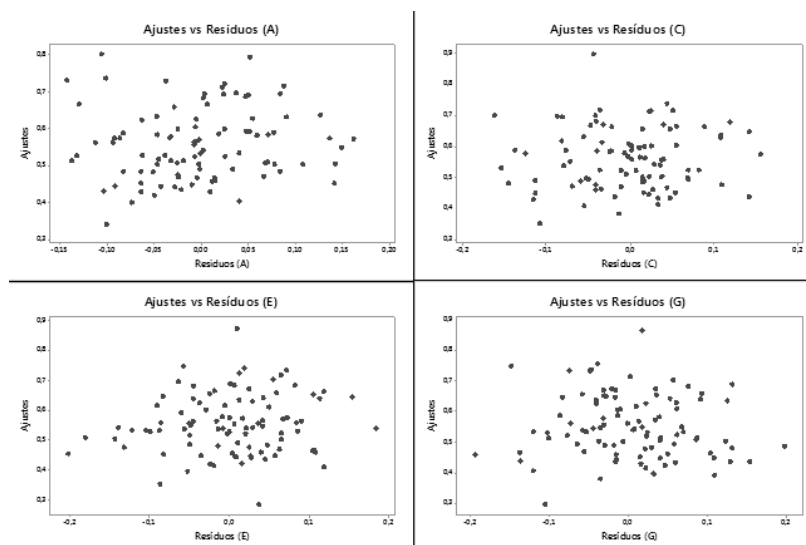


Figura 4.25 – Ajustes versus erros do modelo de campo aplicado as amostras estratificadas.

Pressuposto 3. A variável explicativa  $x$  é controlada pelo experimentador e é medida com erro desprezível:

A preparação da amostra buscou atender a este pressuposto. A preparação visou à redução de ruídos, incluindo os ruídos provenientes da medição. Esforçou-se na retirada dos pontos extremos, no sequenciamento da amostra em horas ininterruptas de operação e na retirada dos ruídos pelo cálculo das médias móveis.

Pressuposto 4. Os erros são não correlacionados, ou seja, o valor de um erro não depende de qualquer outro erro:

O atendimento ao pressuposto 4 pode ser constatado na Figura 4.26. Como já visto em análise anterior, todos *legs* estão dentro dos limites de significância. Portanto não há presença de autocorrelação nos resíduos do modelo final, quando ajustado as amostras estratificadas. Esse pressuposto garante que os valores observados de uma variável sejam independentes e aleatórias aumentando a confiabilidade dos coeficientes do modelo para que não sejam tendenciosos.

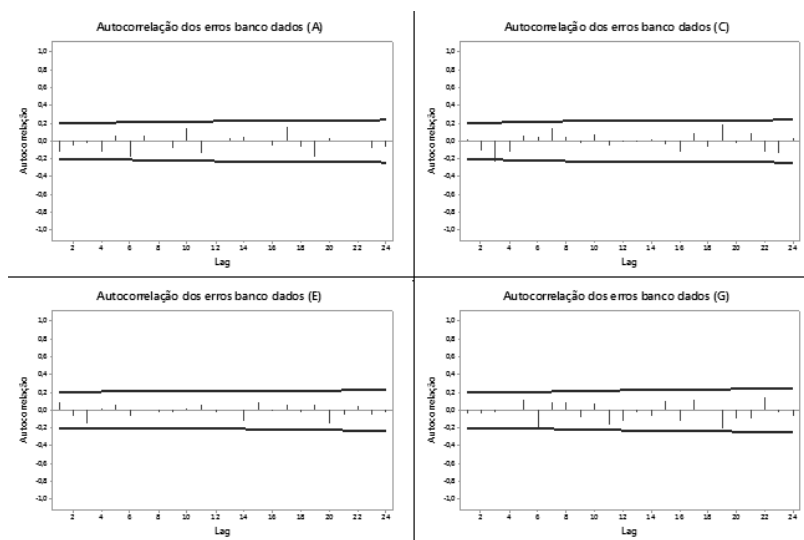


Figura 4.26 – Autocorrelação dos erros do modelo de campo aplicado as amostras estratificadas.

Pressuposto 5. Os erros tem distribuição normal:

A distribuição do erro deve assumir probabilidade normal para que os estimadores de mínimos quadrados  $\hat{\beta}_0, \hat{\beta}_{1x_i}, \dots, \hat{\beta}_{kx}$  sejam capazes de prever os valores de  $\hat{y}$  em toda sua faixa de extensão, de maneira não tendenciosa, principalmente nas faixas extremas. A Figura 4.27 mostra que todos os erros seguem uma distribuição normal.

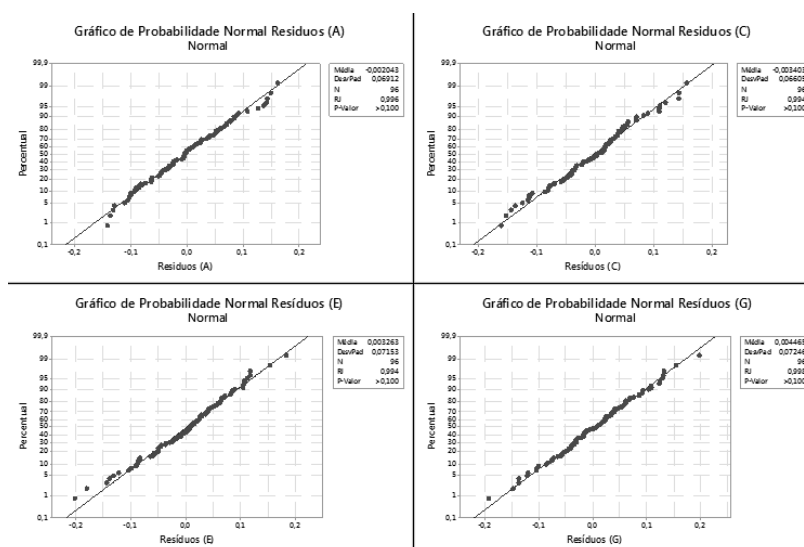


Figura 4.27 – Curva de probabilidade normal para os erros do modelo de campo aplicado as amostras estratificadas.

### 4.3.9 Relacionamento entre as variáveis primárias e secundárias do modelo de campo

O modelo de campo apontou as variáveis que impactam os resultados do índice de tamboramento. Algumas variáveis estão relacionadas as características da matéria prima e outras ao processo que as transforma. Teoricamente as variáveis primárias são as responsáveis pelas mudanças das variáveis de processo, secundárias. As variáveis primárias estão associadas a matéria prima e as características de qualidade produto em processo e do produto final, elas podem ser visualizadas no círculo mais ao extremo da Figura, 4.28.

Uma variável primária pode afetar o índice de tamboramento direta, indiretamente ou de ambas as formas. Esta é a complexidade do processo, quando uma ação pode melhorar a etapa de endurecimento mas ao mesmo tempo pode piorar a etapa de aglomeração e vice-versa.

O modelo de laboratório visa entender melhor estas relações e reafirmar o conhecimento adquirido com o modelo de campo.

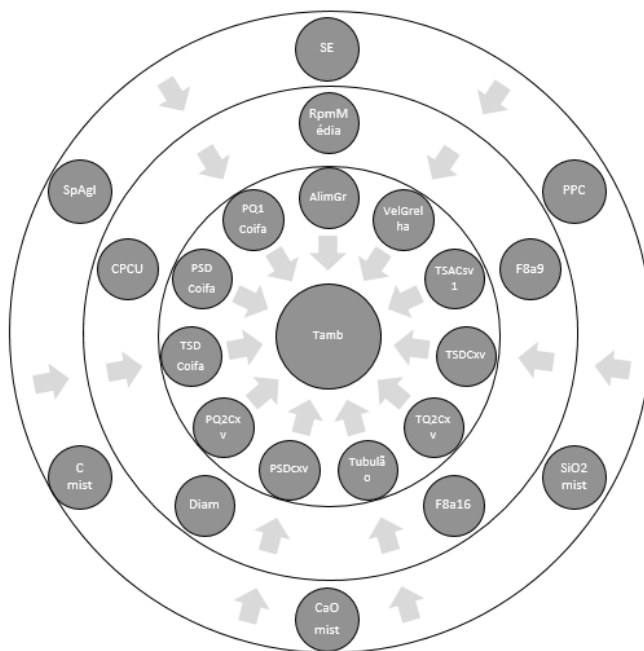


Figura 4.28 – Relação hierárquica entre as variáveis do modelo de campo.

#### 4.3.10 Planejamento do experimento fatorial

Para construção do modelo de laboratório, os fatores foram limitados a 4 devido ao crescimento exponencial dos testes fatoriais  $2^k$  com o acréscimo de  $k+1$  fator. O experimento foi montado com quatro fatores e dois níveis totalizando  $2^4 = 16$  testes. A escolha dos fatores sucedeu da seguinte forma:

- Selecionar somente fatores apontados pelo modelo de campo.
- Optar por fatores primários causadores das mudanças de processo.
- Optar por fatores de fácil manipulação.
- Optar por fatores que tenham ações desconhecidas no pelotamento ou forno.
- Obrigatoriamente incluir a velocidade da grelha para comprovar sua eficácia no controle do índice de tamboramento. A velocidade da grelha está diretamente ligada a alimentação da grelha, fator usado operacionalmente para controlar o índice de tamboramento.

Assim os fatores escolhidos foram:

- CaOmist: CaO do *pellet feed* após a adição de insumos.
- Cmist: Carbono do *pellet feed* após a adição de insumos.
- SE: Superfície específica do minério.
- VelGrelha: Velocidade grelha.

O objetivo é simular o processo produtivo variando a superfície específica, a dosagem de calcário e a dosagem de carvão para gerar pelotas cruas com resistência física, tamanhos e distribuições granulométricas, variadas. As pelotas geradas foram queimadas em duas velocidades da grelha, distintas, medindo-se a sua compressão, o índice de tamboramento, abrasão e os finos. Este experimento gerou uma massa de dados para análise.

Geração do experimento fatorial com 4 fatores e 2 níveis:

| Testes | VelGrelha | CaOmist | Cmist | SE   |
|--------|-----------|---------|-------|------|
| 1      | 6,75      | 0,80    | 0,85  | 1956 |
| 2      | 7,47      | 0,80    | 0,85  | 1956 |
| 3      | 6,75      | 1,50    | 0,85  | 1956 |
| 4      | 7,47      | 1,50    | 0,85  | 1956 |
| 5      | 6,75      | 0,80    | 1,00  | 1956 |
| 6      | 7,47      | 0,80    | 1,00  | 1956 |
| 7      | 6,75      | 1,50    | 1,00  | 1956 |
| 8      | 7,47      | 1,50    | 1,00  | 1956 |
| 9      | 6,75      | 0,80    | 0,85  | 2261 |
| 10     | 7,47      | 0,80    | 0,85  | 2261 |
| 11     | 6,75      | 1,50    | 0,85  | 2261 |
| 12     | 7,47      | 1,50    | 0,85  | 2261 |
| 13     | 6,75      | 0,80    | 1,00  | 2261 |
| 14     | 7,47      | 0,80    | 1,00  | 2261 |
| 15     | 6,75      | 1,50    | 1,00  | 2261 |
| 16     | 7,47      | 1,50    | 1,00  | 2261 |

Tabela IV.4 – Experimento fatorial

#### 4.3.11 Preparação do *pellet feed* para o pelotamento

Para variar o CaO e o C foram adicionados calcário e carvão ao *pellet feed*. As dosagem de calcário e carvão foram calculadas para que os percentuais de CaOmist e Cmist, da Tabela IV.4, fossem alcançados. Para isto foi feito o balanço de massa que, de acordo com as características do *pellet feed*, resultou nas seguintes proporções de dosagem em base seca:

| <i>Pellet feed</i> | SpCalc   | CaOmist | SpCarv   | Cmist |
|--------------------|----------|---------|----------|-------|
| 100 kg             | 1,385 kg | 0,80%   | 1,306 kg | 0.85% |
| 100 kg             | 2,804 kg | 1,50%   | 1,539 kg | 1,00% |

Tabela IV.5 – Proporção de insumos adicionados

A dosagem de aglomerante orgânico foi mantida constante, em todos os testes, assim como a umidade do *pellet feed*. O *pellet feed* usado nos 16 testes foi o mesmo (Tabela IV.6).

| DESCRIÇÃO                                | PF PRENSADO US 01 |
|--|-------------------|
| DATA                                     | 03/06/2015        |
| ANÁLISES QUÍMICAS                        |                   |
| FeT %                                    | 66,67             |
| FeO %                                    | 1,00              |
| SiO <sub>2</sub> %                       | 1,40              |
| Al <sub>2</sub> O <sub>3</sub> %         | 0,38              |
| CaO %                                    | 0,09              |
| MgO %                                    | 0,030             |
| P %                                      | 0,04              |
| P.P.C.                                   | 2,65              |
| P.E. g/cm <sup>3</sup>                   | 4,895             |
| CARACTERIZAÇÃO FÍSICA                    |                   |
| GRANULOMETRIA %                          |                   |
| -325#                                    | 92,0              |
| SUPERFÍCIE ESPECÍFICA                    |                   |
| Superfície Específica cm <sup>2</sup> /g | 1956              |
| UMIDADE                                  |                   |
| UMIDADE %                                | 10,39             |

Tabela IV.6 – Caracterização do *pellet feed*.

#### 4.3.12 Execução do experimento

Os pelotamentos foram executados na área do *pot grate* em disco piloto, Figura 4.29.



Figura 4.29 – Disco piloto.

As pelotas foram geradas em 8 combinações diferentes de calcário, carvão e superfície específica, Figuras 4.30 e 4.31.

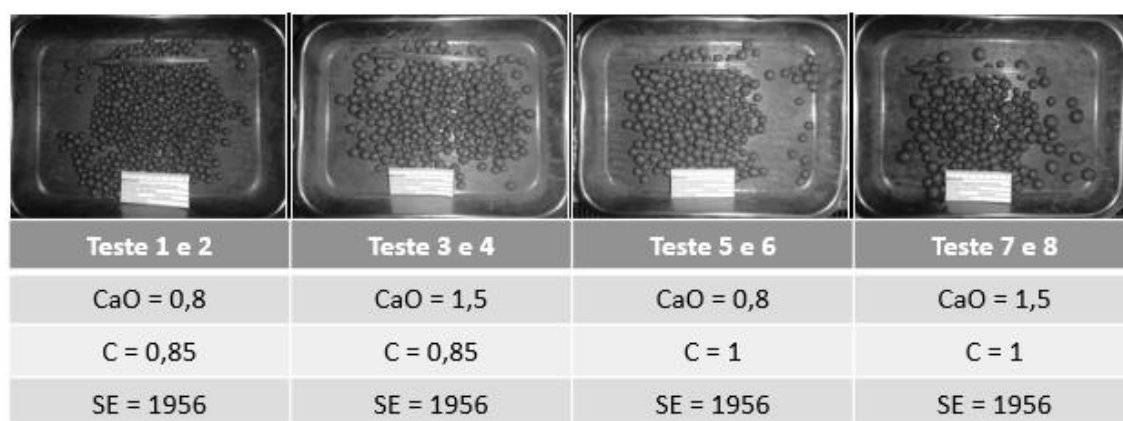


Figura 4.30 – Pelotas geradas nos testes de 1 a 8.

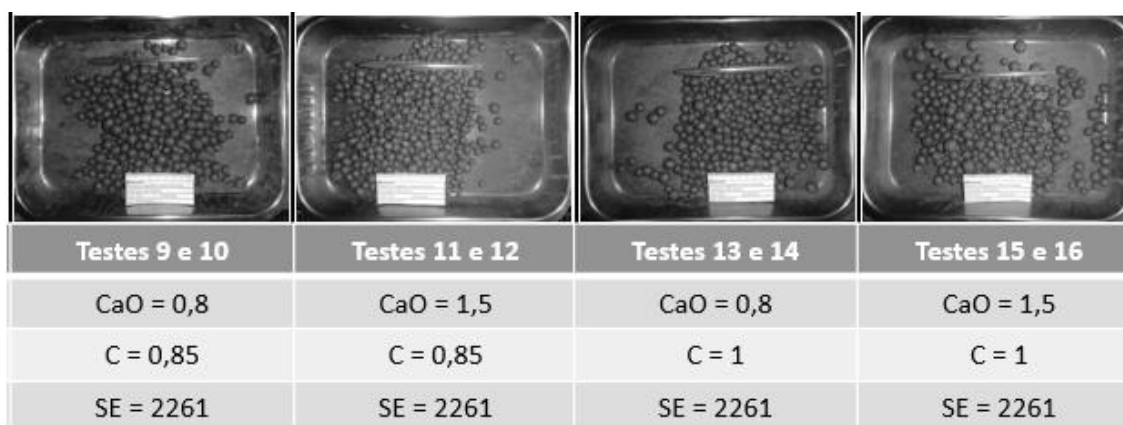


Figura 4.31 – Pelotas geradas nos testes de 9 a 16.

As pelotas produzidas nos 8 experimentos foram queimadas no forno *pot grate*, Figura 4.32, em duas velocidades diferentes totalizando os 16 testes. A Figura 4.33 exibe os perfis da temperatura superior do leito de pelotas para duas velocidades diferentes de queima. As linhas pontilhadas são relativas ao perfil lento e as linhas cheias ao perfil acelerado. No perfil acelerado de queima a exposição das pelotas as temperaturas em cada fase é menor.

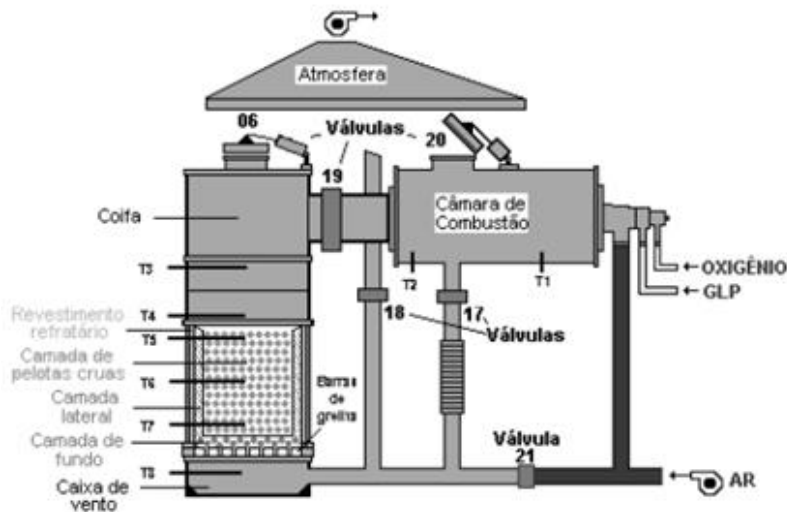


Figura 4.32 – Visão esquemática do pot grate (FONSECA, 2004)

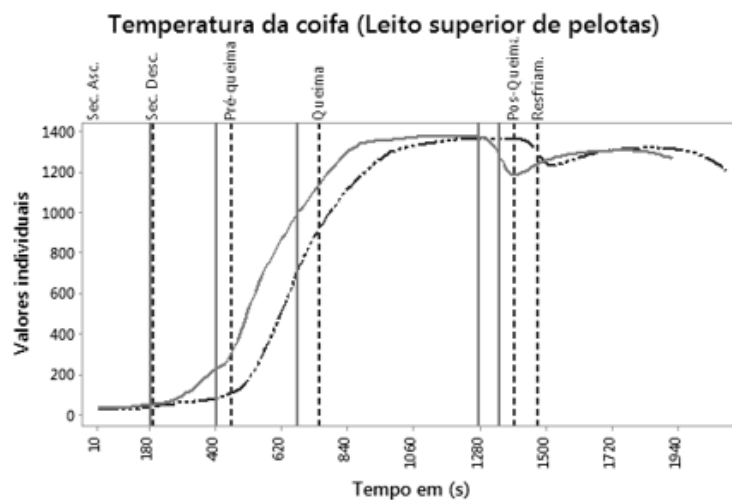


Figura 4.33 – Perfil de queima do pot grate

Os dados gerados nos testes estão dispostos nas Tabelas IV.7 e IV.8.

| Teste | CPCU    | CPCS    | Resiliencia | Comp | Tamb | Chips | Abrasão | Teste | %F6.3 | %F6a8 | %F8a9 | %F9a12 | %F12a16 | %F16a19 | %F19  | %F9a16 | %F8a16 | Diam  |
|-------|---------|---------|-------------|------|------|-------|---------|-------|-------|-------|-------|--------|---------|---------|-------|--------|--------|-------|
| 1     | 1,54814 | 6,583   | 7,2         | 378  | 95,3 | 0,8   | 3,9     | 1     | 1,98% | 1,73% | 1,49% | 57,74% | 36,18%  | 0,87%   | 0,00% | 93,93% | 95,42% | 11,8  |
| 2     | 1,54814 | 6,583   | 7,2         | 383  | 94,5 | 0,9   | 4,6     | 2     | 1,98% | 1,73% | 1,49% | 57,74% | 36,18%  | 0,87%   | 0,00% | 93,93% | 95,42% | 11,8  |
| 3     | 1,75698 | 5,73856 | 3,7         | 410  | 93,8 | 1,3   | 4,9     | 3     | 1,17% | 1,17% | 0,29% | 13,74% | 68,71%  | 13,74%  | 1,17% | 82,46% | 82,75% | 14,1  |
| 4     | 1,75698 | 5,73856 | 3,7         | 370  | 93,5 | 1,5   | 5       | 4     | 1,17% | 1,17% | 0,29% | 13,74% | 68,71%  | 13,74%  | 1,17% | 82,46% | 82,75% | 14,1  |
| 5     | 1,6798  | 6,61932 | 7,9         | 357  | 94,2 | 1,8   | 4       | 5     | 2,57% | 7,43% | 7,43% | 74,29% | 8,00%   | 0,29%   | 0,00% | 82,29% | 89,71% | 10,4  |
| 6     | 1,6798  | 6,61932 | 7,9         | 347  | 93,6 | 1,1   | 5,3     | 6     | 2,57% | 7,43% | 7,43% | 74,29% | 8,00%   | 0,29%   | 0,00% | 82,29% | 89,71% | 10,4  |
| 7     | 1,80238 | 6,56484 | 8,7         | 424  | 95,1 | 0,6   | 4,3     | 7     | 2,59% | 2,41% | 2,32% | 71,07% | 19,64%  | 1,96%   | 0,00% | 90,71% | 93,04% | 11,2  |
| 8     | 1,80238 | 6,56484 | 8,7         | 403  | 94,3 | 1,1   | 4,6     | 8     | 2,59% | 2,41% | 2,32% | 71,07% | 19,64%  | 1,96%   | 0,00% | 90,71% | 93,04% | 11,2  |
| 9     | 1,69796 | 6,30152 | 10,6        | 361  | 95,2 | 0,9   | 3,9     | 9     | 2,47% | 3,46% | 2,22% | 65,19% | 24,81%  | 1,85%   | 0,00% | 90,00% | 92,22% | 11,38 |
| 10    | 1,69796 | 6,30152 | 10,6        | 318  | 94,1 | 1,7   | 4,2     | 10    | 2,47% | 3,46% | 2,22% | 65,19% | 24,81%  | 1,85%   | 0,00% | 90,00% | 92,22% | 11,38 |
| 11    | 1,82962 | 7,1505  | 9,1         | 323  | 94,5 | 1,2   | 4,3     | 11    | 1,38% | 1,73% | 2,07% | 45,94% | 36,61%  | 10,88%  | 1,38% | 82,56% | 84,63% | 12,68 |
| 12    | 1,82962 | 7,1505  | 9,1         | 314  | 94,1 | 1,7   | 4,2     | 12    | 1,38% | 1,73% | 2,07% | 45,94% | 36,61%  | 10,88%  | 1,38% | 82,56% | 84,63% | 12,68 |
| 13    | 1,7025  | 5,72494 | 12,6        | 408  | 94,3 | 1,3   | 4,4     | 13    | 2,13% | 2,66% | 1,60% | 65,69% | 26,60%  | 1,33%   | 0,00% | 92,29% | 93,88% | 11,48 |
| 14    | 1,7025  | 5,72494 | 12,6        | 395  | 93,7 | 1,6   | 4,7     | 14    | 2,13% | 2,66% | 1,60% | 65,69% | 26,60%  | 1,33%   | 0,00% | 92,29% | 93,88% | 11,48 |
| 15    | 1,96128 | 6,26066 | 11,5        | 331  | 94,8 | 1,1   | 4,1     | 15    | 2,65% | 5,46% | 5,30% | 79,88% | 6,71%   | 0,00%   | 0,00% | 86,58% | 91,89% | 10,47 |
| 16    | 1,96128 | 6,26066 | 11,5        | 342  | 93,9 | 1,7   | 4,4     | 16    | 2,65% | 5,46% | 5,30% | 79,88% | 6,71%   | 0,00%   | 0,00% | 86,58% | 91,89% | 10,47 |

Tabela IV.7 – Dados de granulometria e qualidade gerados nos experimentos fatoriais.

| Teste | TSACoifap | TSDCoifap | TPSQCoifap | TQCoifap | TPSQCoifap | TRCoifap | Teste | TSACxvp | TSDCxvp | TPSQCxvp | TQCxvp | TPOQCxvp | TRpCxvp |
|-------|-----------|-----------|------------|----------|------------|----------|-------|---------|---------|----------|--------|----------|---------|
| 1     | 31        | 64        | 446        | 1250     | 1344       | 1292     | 1     | 214     | 225     | 136      | 329    | 600      | 197     |
| 2     | 47        | 98        | 570        | 1277     | 1335       | 1272     | 2     | 221     | 233     | 134      | 416    | 683      | 209     |
| 3     | 40        | 111       | 536        | 1253     | 1354       | 1290     | 3     | 238     | 225     | 147      | 398    | 655      | 199     |
| 4     | 41        | 129       | 607        | 1285     | 1355       | 1299     | 4     | 231     | 242     | 154      | 348    | 596      | 187     |
| 5     | 42        | 100       | 578        | 1278     | 1329       | 1266     | 5     | 236     | 230     | 166      | 471    | 708      | 219     |
| 6     | 33        | 68        | 438        | 1261     | 1364       | 1312     | 6     | 213     | 225     | 120      | 378    | 645      | 199     |
| 7     | 36        | 66        | 454        | 1260     | 1343       | 1281     | 7     | 222     | 215     | 136      | 474    | 711      | 219     |
| 8     | 36        | 58        | 359        | 1227     | 1361       | 1310     | 8     | 230     | 239     | 139      | 422    | 669      | 242     |
| 9     | 28        | 141       | 667        | 1310     | 1334       | 1254     | 9     | 220     | 219     | 129      | 382    | 652      | 205     |
| 10    | 34        | 103       | 559        | 1287     | 1340       | 1255     | 10    | 224     | 248     | 138      | 317    | 567      | 187     |
| 11    | 28        | 66        | 465        | 1269     | 1340       | 1283     | 11    | 225     | 228     | 144      | 365    | 623      | 169     |
| 12    | 37        | 115       | 610        | 1304     | 1343       | 1270     | 12    | 247     | 239     | 130      | 287    | 516      | 174     |
| 13    | 35        | 114       | 652        | 1313     | 1374       | 1283     | 13    | 229     | 223     | 152      | 396    | 627      | 189     |
| 14    | 36        | 70        | 487        | 1277     | 1362       | 1332     | 14    | 234     | 230     | 143      | 377    | 636      | 208     |
| 15    | 37        | 100       | 573        | 1280     | 1350       | 1298     | 15    | 214     | 219     | 126      | 446    | 706      | 197     |
| 16    | 40        | 110       | 551        | 1273     | 1355       | 1313     | 16    | 234     | 232     | 146      | 418    | 685      | 221     |

Tabela IV.8 – Dados de temperatura do forno gerados nos experimentos fatoriais.

#### 4.3.13 Modelagem inicial a partir dos dados gerados em laboratório

Modelo 1 - Considerando somente as variáveis primárias.

A equação de regressão é:

$$\begin{aligned} \bullet \quad \text{Tamb} &= 93,38 + 0,00012(\text{SE}) + 0,92(\text{Cmist}) - 0,161(\text{CaOmist}) & (4.3.12) \\ \bullet \quad \text{R-sq} &= 2,77\% \quad \text{R-sq(adj)} = 0,00\% \end{aligned}$$

Análise de variância:

| Fonte   | DF | SS      | SS%     | MS       | F-Value | P-Value |
|---------|----|---------|---------|----------|---------|---------|
| • Model | 3  | 0,13187 | 2,76%   | 0,043958 | 0,11    | 0,95    |
| • Erro  | 12 | 4,6375  | 97,24%  | 0,386458 |         |         |
| • Total | 15 | 4,76937 | 100,00% |          |         |         |

As variáveis primárias sozinhas não explicam as variações do índice de tamboramento vide Figura 4.34. Somente 2,77% da variação total pode ser explicada, 97,24% é atribuído ao erro. As variáveis primárias interagem com elas mesmas e com as variáveis de processo determinando as características de qualidade do produto em processo, que por sua vez promove as características de qualidade do produto final. Percebe-se então a importância de uma boa formação da pelota crua para qualidade da pelota queimada.

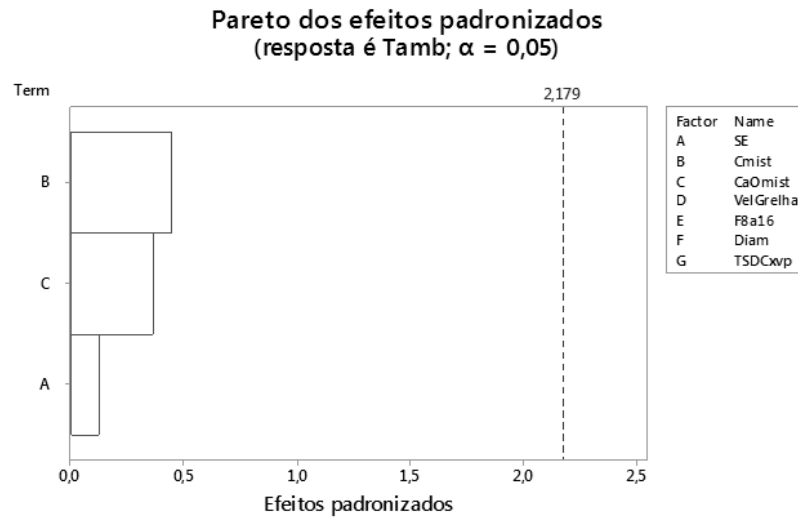


Figura 4.34 – Efeitos padronizados do modelo 1.

Modelo 2 - Considerando as variáveis primárias e a velocidade da grelha.

A equação de regressão é:

$$\begin{aligned} \bullet \quad \text{Tamb} = & +100,17 + 0,000123(\text{SE}) + 0,92(\text{Cmist}) \\ & - 0,161(\text{CaOmist}) - 0,955(\text{VelGrelha}) \end{aligned} \quad (4.3.13)$$

$$\bullet \quad R\text{-sq} = 42,41\% \quad R\text{-sq}(\text{adj}) = 21,46\%$$

Análise de variância:

| Fonte | DF | SS      | SS%     | MS      | F-Value | P-Value |
|-------|----|---------|---------|---------|---------|---------|
| Model | 4  | 2,0225  | 42,41%  | 0,50562 | 2,02    | 0,16    |
| Erro  | 11 | 2,74687 | 57,59%  | 0,24972 |         |         |
| Total | 15 | 4,76937 | 100,00% |         |         |         |

A velocidade da grelha é um fator importante para explicar o índice de tamboramento vide Figura 4.35, porem o modelo ainda não alcançou um bom coeficiente de determinação. Apenas 42,41% do total da variação é explicada pelo modelo faltando 57,59% atribuída ao erro. Há variáveis importantes e ou interação não inclusas no modelo.

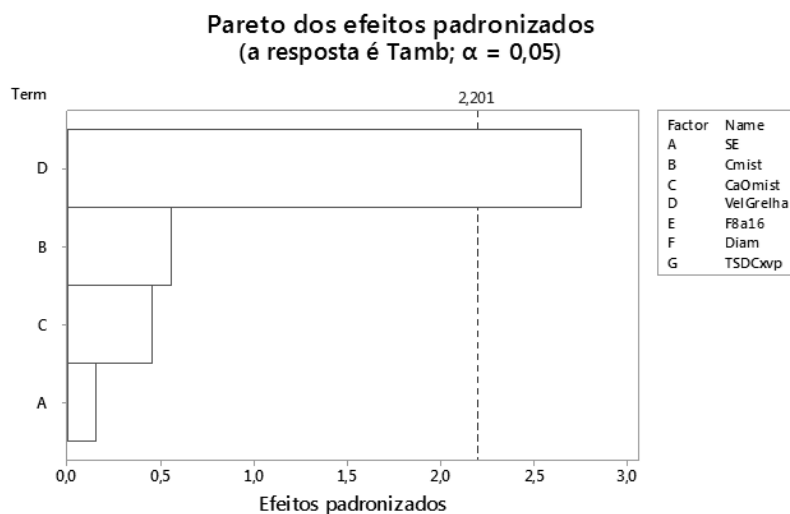


Figura 4.35 – Efeitos padronizados do modelo 2.

Modelo 3 - Considerando as variáveis primárias a velocidade da grelha e a faixa granulométrica de pelotas cruas de 8 a 16mm.

A equação de regressão é:

$$\begin{aligned} \bullet \quad \text{Tamb} = & +86,37 - 0,000043(\text{SE}) + 3,593(\text{Cmist}) \\ & + 0,643(\text{CaOmist}) - 0,955(\text{VelGrelha}) + 11,89(\text{F8a16}) \end{aligned} \quad (4.3.14)$$

$$\bullet \quad R\text{-sq } 86,31\% \quad R\text{-sq(adj)} = 79,47\%$$

Análise de variância:

| Fonte | DF | SS      | SS%     | MS      | F-Value | P-Value |
|-------|----|---------|---------|---------|---------|---------|
| Model | 5  | 4,1165  | 86,31%  | 0,8233  | 12,61   | 0       |
| Erro  | 10 | 0,65287 | 13,69%  | 0,06529 |         |         |
| Total | 15 | 4,76937 | 100,00% |         |         |         |

O modelo 3 explica 86,31% das variações do índice de tamboramento, faltando explicar apenas 13,69% da variação total. É notório a importância da granulometria da pelota crua para explicar o índice de tamboramento. Quando incluído o fator 8 a 16mm o modelo dobrou a sua performance. Os fatores CaOmist e Cmist tornaram-se relevantes. Percebe-se então que há uma relação forte entre estes fatores vide Figura 4.36.

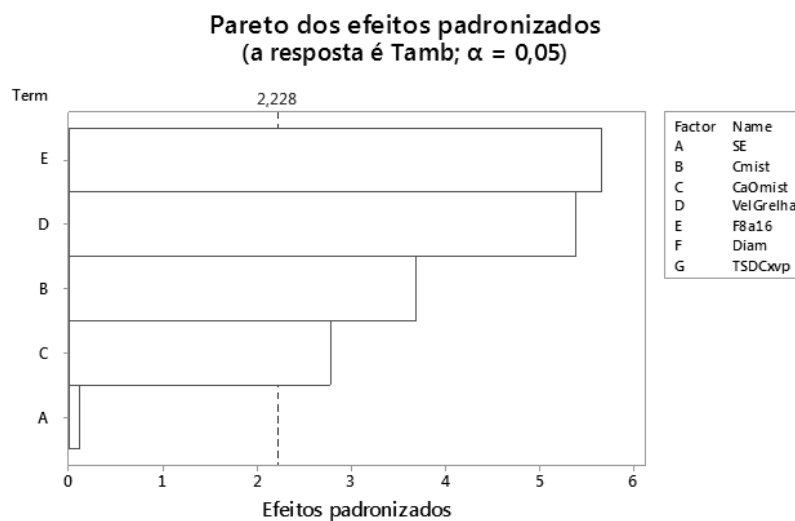


Figura 4.36 – Efeitos padronizados do modelo 3.

#### 4.3.14 O modelo de laboratório

Modelo final - Considerando as variáveis primárias a velocidade da grelha, a faixa granulométrica de pelotas cruas de 8 a 16mm, a temperatura da secagem descendente da caixa de vento e interações.

A equação de regressão é:

$$\begin{aligned} \bullet \quad \text{Tamb} = & +66,2 + 0,01819(\text{SE}) + 4,844(\text{Cmist}) - 13,80(\text{CaOmist}) \\ & - 1,192(\text{VelGrelha}) + 32,0(\text{F8a16}) + 0,01285(\text{TSDCxp}) \\ & - 0,02010(\text{SE} * \text{F8a16}) + 15,62(\text{CaOmist} * \text{F8a16}) \end{aligned} \quad (4.3.15)$$

$$\bullet \quad R\text{-sq} = 96,07\% \quad R\text{-sq}(\text{adj}) = 91,57\%$$

Análise de variância:

| Source | DF | SS      | SS%     | MS      | F-Value | P-Value |
|--------|----|---------|---------|---------|---------|---------|
| Model  | 8  | 4,58172 | 96,07%  | 0,57271 | 21,36   | 0       |
| Error  | 7  | 0,18766 | 3,93%   | 0,02681 |         |         |
| Total  | 15 | 4,76937 | 100,00% |         |         |         |

O modelo de laboratório responde a 96,07% da variação total do índice de tamboramento. Somente 3,93% é atribuído ao erro. Os fatores mais importantes para o modelo são: VelGrelha, Cmist, F8a16 as interações SE\*F8a16 e CaOmist\*F8A16 vide Figuras 4.37.

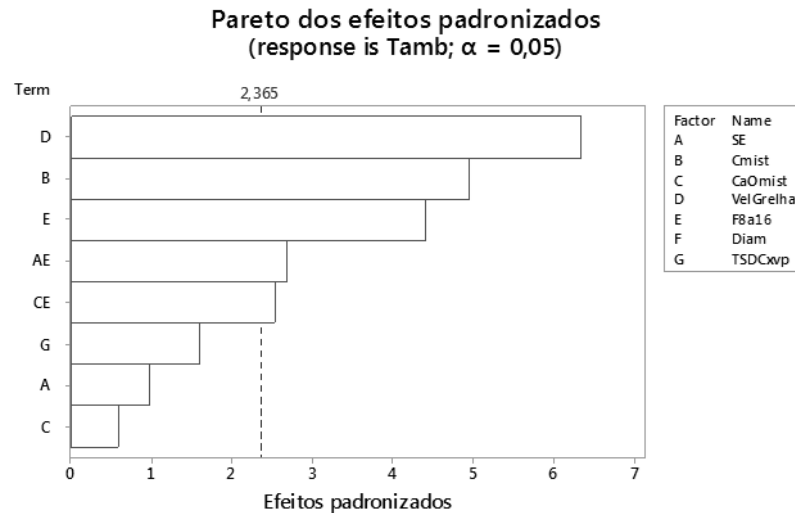


Figura 4.37 – Efeitos padronizados do modelo de laboratório.

#### 4.3.15 Validação do modelo de laboratório

Para checar a robustez do modelo é necessário que se faça uma análise de resíduos. Resíduo é a diferença entre os valores observados e os valores ajustados pelo modelo. Esta é a parte da observação que não é explicada pelo modelo. O resíduo de uma observação é  $e_i = y_i - \hat{y}_i$ .

Os seguintes aspectos devem ser verificados na análise de resíduo:

- Resíduos versus valores ajustados: O gráfico de dispersão deve mostrar variabilidade constante com aleatoriedade dos pontos simetricamente distribuídos em torno de zero e ausência de *outliers*. Desta forma os erros tem a mesma variância desconhecida.
- Resíduos contra o Tempo: O gráfico da série temporal deve mostrar ausência de autocorrelação e ausência de sequencias de subida ou descida.

- Os resíduos devem seguir uma probabilidade normal, com simetria dos dados.
- O histograma deve aparentar simetria e média zero.

Todas estas características foram discutidas em itens anteriores e podem ser observadas nos gráficos da Figura 4.38, concluindo-se que o modelo de regressão com dados de laboratório é confiável.

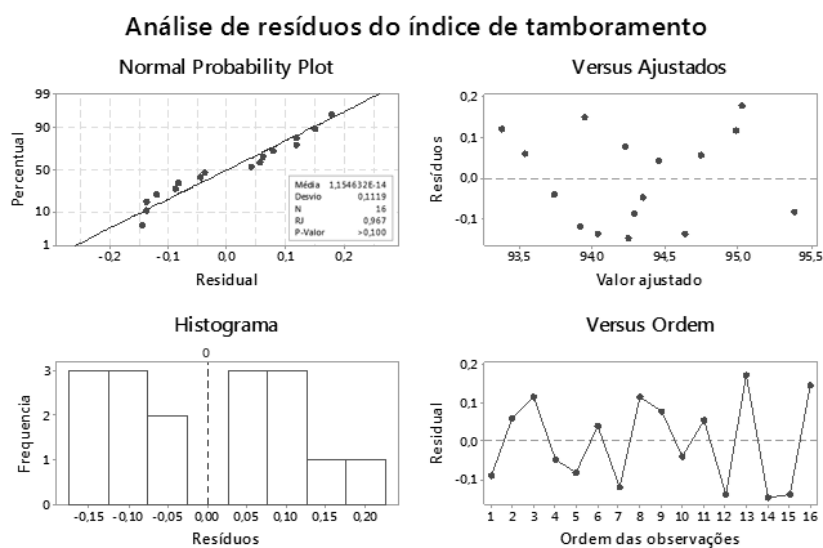


Figura 4.38 – Análise de resíduos para o modelo de laboratório.

## CAPÍTULO 5: RESULTADOS E DISCUSSÕES

### 5.1 Identificação da importância dos fatores do modelo de campo na previsão do índice de tamboramento

Os coeficientes padronizados dos fatores do modelo de campo foram ordenados do maior para o menor valor, indicando a importância de cada variável para previsão do índice de tamboramento vide Figura 5.1.

Coeficientes absolutos para o modelo do índice de tamboramento

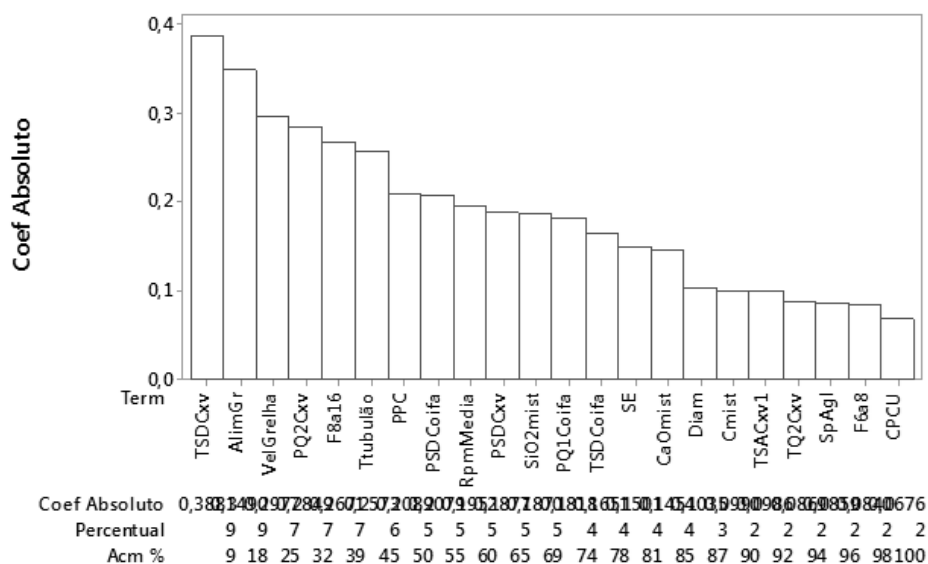


Figura 5.1 – Ranking dos coeficientes do modelo de campo.

A teoria afirma que a fase de secagem das pelotas cruas é crítica para a resistência das pelotas queimadas. O modelo mostra esta criticidade na medida em que a temperatura da caixa de vento da secagem descendente se destaca como uma variável importante, para prever o índice de tamboramento.

Fatores considerados importantes pela literatura para qualidade da pelota queimada também aparecem como importantes para modelo de campo, como: A velocidade da grelha, que tem relação com a velocidade de secagem, alimentação da grelha e pelotas na faixa de 8 a 16mm, que tem relação com a carga circulante do pelotamento.

Outros fatores como pressões e temperaturas do forno, PPC, dosagem de insumos e superfície específica também aparecem no modelo. A Figura 5.2 mostra os efeitos principais padronizados do modelo de campo.

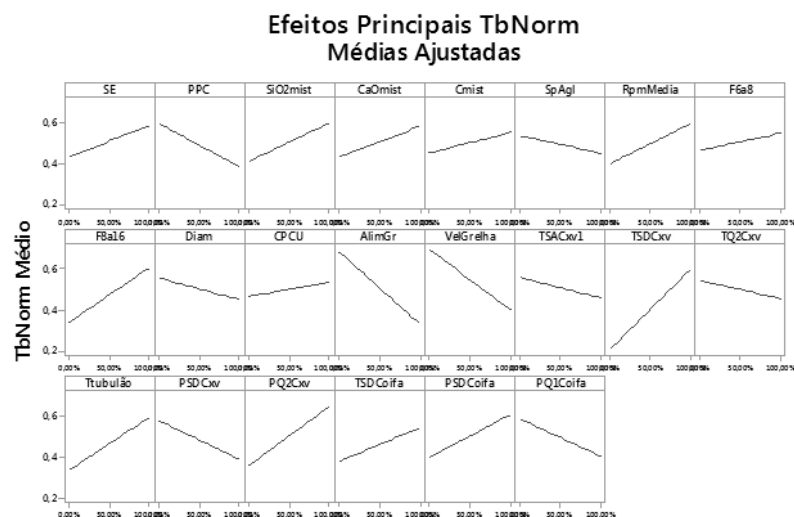


Figura 5.2 – Efeitos principais padronizados do modelo de campo.

É relevante lembrar que o modelo de campo foi gerado para trabalhar de forma dinâmica. O modelo de campo necessita das interações do processo para funcionar corretamente visto que as variáveis utilizadas para o modelamento carregam consigo as interações provenientes da dinâmica do processo.

Deste modo, por exemplo, quando a alimentação da grelha varia na entrada do modelo, a velocidade da grelha também deve variar conforme a dinâmica do processo. Esta dinâmica, somente o processo pode fornecer e isto ocorre naturalmente quando o modelo é alimentado em tempo real pelas variáveis de processo.

Não obstante, somente pela simples observação dos coeficientes do modelo, e sabendo que todas as variáveis explicativas foram padronizadas de 0 a 100%, pode-se afirmar que a cada 10% de aumento na temperatura da caixa de vento da secagem descendente, por exemplo, há um aumento de 3,88% no índice de tamboramento padronizado.

Seguindo este raciocínio os impactos, em percentual, proporcionados pelas variáveis do modelo podem ser observados na Tabela V.1.

| Variável (X) | Coefficiente | Incrementos a cada 10% |
|--------------|--------------|------------------------|
| TSDCvx       | 0,388        | 3,88%                  |
| AlimGr       | -0,349       | -3,49%                 |
| VelGrelha    | -0,298       | -2,98%                 |
| PQ2Cvx       | 0,285        | 2,85%                  |
| F8a16        | 0,267        | 2,67%                  |
| Trubulão     | 0,257        | 2,57%                  |
| PPC          | -0,209       | -2,09%                 |
| PSDCoifa     | 0,208        | 2,08%                  |
| RpmMedia     | 0,195        | 1,95%                  |
| PSDCvx       | -0,188       | -1,88%                 |
| SiO2mist     | 0,187        | 1,87%                  |
| PQ1Coifa     | -0,182       | -1,82%                 |
| TSDCoifa     | 0,165        | 1,65%                  |
| SE           | 0,150        | 1,50%                  |
| CaOmist      | 0,145        | 1,45%                  |
| Diam         | -0,103       | -1,03%                 |
| Cmist        | 0,099        | 0,99%                  |
| TSACxv1      | -0,099       | -0,99%                 |
| TQ2Cvx       | -0,087       | -0,87%                 |
| SpAgI        | -0,086       | -0,86%                 |
| F6a8         | 0,084        | 0,84%                  |
| CPCU         | 0,068        | 0,68%                  |

Tabela V.1. – Incrementos no índice de tamboramento conforme variável.

Ainda em relação aos coeficientes do modelo é possível concluir que um aumento na produção, alimentação da grelha, em 10% há uma redução no índice de tamboramento padronizado em 3,49%. Portanto, um aumento da produção deve vir acompanhado de uma compensação, de mesma proporção, em outra variável de coeficiente contrário para não haja queda no índice de tamboramento como pode ser observado na Figura 5.3.

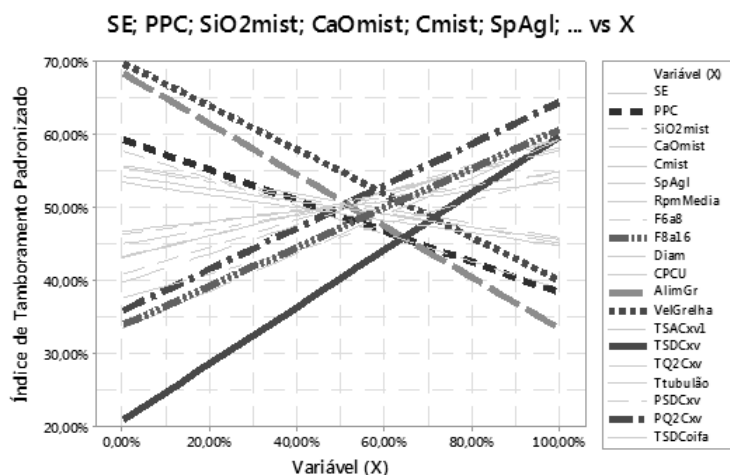


Figura 5.3 – Influência das variáveis explicativas no índice de tamboramento.

## 5.2 Comparação entre o modelo de campo e o modelo de laboratório

Os fatores importantes para o modelo de laboratório também se mostraram importantes para o modelo de campo principalmente a velocidade da grelha e a faixa de pelotas cruas de 8 a 16 milímetros. Além disto, os coeficientes dos fatores que compõe o modelo de laboratório tem o mesmo sentido de atuação quando comparados aos mesmos fatores do modelo de campo vide Figura 5.4. Esta constatação é importante para deputar credibilidade ao modelo de campo.

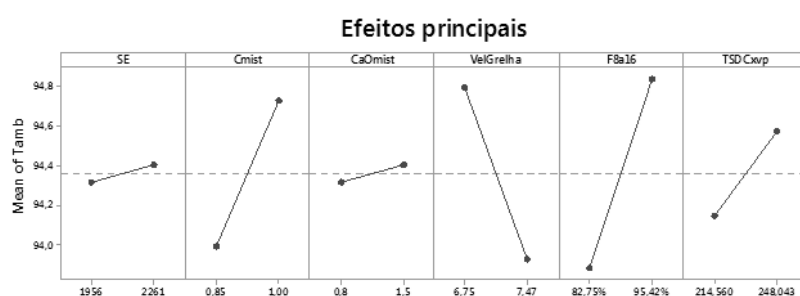


Figura 5.4 – Efeitos principais do modelo de laboratório

As interações da superfície e da dosagem de CaO na mistura também se mostraram importantes aumentando o coeficiente de determinação R-sq vide Figura 5.5.

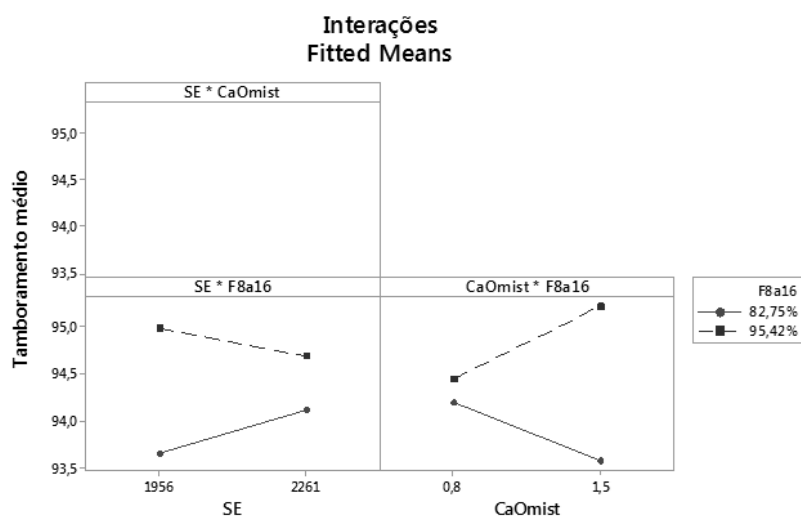


Figura 5.5 – Interações entre os fatores do modelo de laboratório.

### 5.3 Discussões a respeito da etapa de aglomeração e crescimento de pelotas

Durante os experimentos, foi observado que a pelota crua tende a aumentar o seu tamanho proporcionalmente as dosagens de carvão e calcário. Para dosagens menores de calcário o efeito da dosagem de carvão no crescimento foi menor, porém ainda existia. Esse efeito foi aumentado quando os incrementos nas dosagens eram feitos simultaneamente vide Figura 5.6.

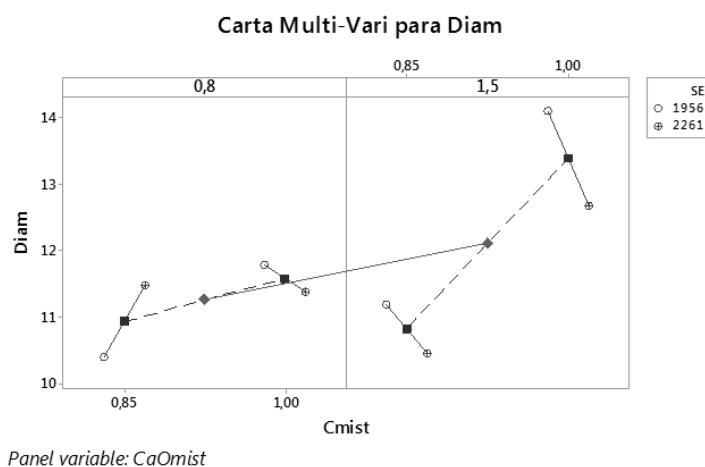


Figura 5.6 – Influência das dosagem de calcário e carvão no diâmetro da pelota crua.

Devido ao crescimento descontrolado das pelotas cruas houve perda de pelotas para as faixas granulométricas maiores reduzindo o percentual de pelotas na faixa desejada de 8 a 16mm, vide Figura 5.7.

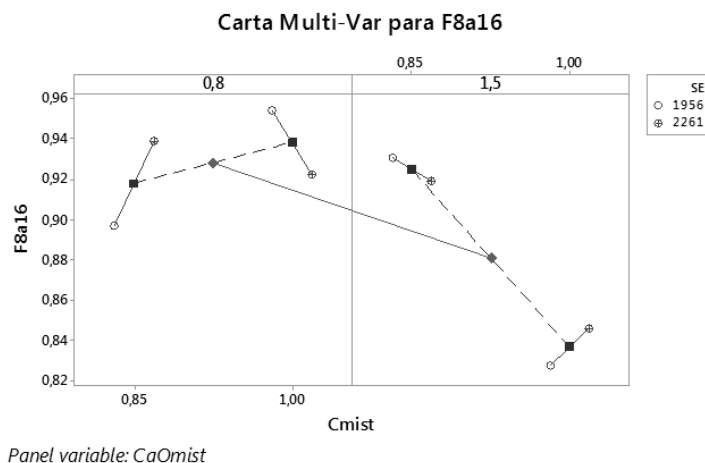


Figura 5.7 – Influência das dosagens de calcário e carvão na granulometria da pelota crua.

O efeito das dosagens de calcário e carvão no crescimento das pelotas pode ser comprovado por meio do modelo do diâmetro médio.

#### 5.4 Influencia das dosagens de carvão e calcário no diâmetro da pelota crua

A equação de regressão é:

$$\begin{aligned} \bullet \text{ Diam} = & + 48,12 - 0,003965(\text{SE}) + 14,48(\text{Cmist}) \\ & + 2,441(\text{CaOmist}) - 4,852(\text{pHmis}) \end{aligned} \quad (4.3.16)$$


---

• R-sq = 5,23%    R-sq(adj) = 93,50%

Análise de variância:

| Fonte   | DF | SS      | SS%     | MS     | F-Value | P-Value |
|---------|----|---------|---------|--------|---------|---------|
| • Model | 4  | 19,6812 | 95,23%  | 4,9203 | 54,95   | 0       |
| • Erro  | 11 | 0,985   | 4,77%   | 0,0895 |         |         |
| • Total | 15 | 20,6662 | 100,00% |        |         |         |

O modelo explica 95,23% da variação total do diâmetro médio.

O aumento das dosagens de calcário e carvão causam o aumento do tamanho da pelota crua. O aumento da superfície específica e o pH da mistura ajudam a reduzir este efeito vide Figura 5.8.

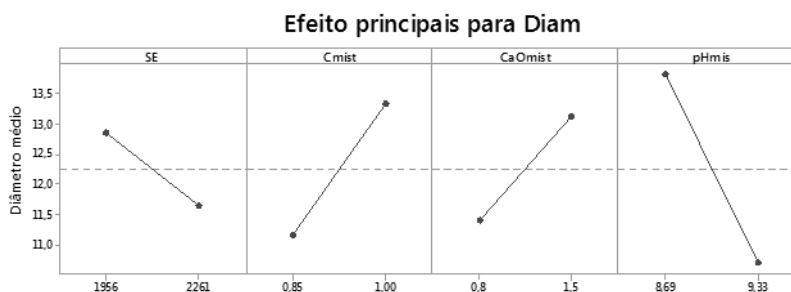


Figura 5.8 – Efeitos principais do modelo do diâmetro médio.

## CAPÍTULO 6: CONCLUSÕES

1. O modelo dinâmico gerado a partir dos dados de campo alcançou boa correlação com o índice de tamboramento, 67% de coeficiente de determinação. Os sentidos das correlações entre as variáveis explicativas e o índice de tamboramento se mostraram dentro das expectativas teóricas e os pressupostos para validação do modelo de regressão linear foram satisfeitos conferindo credibilidade ao modelo gerado.
2. Pela observação dos coeficientes do modelo foi possível identificar as variáveis que mais impactam o índice de tamboramento. Os impactos gerados por algumas variáveis foram efetivamente validados de forma experimental por meio do modelo gerado em laboratório que afirmou a importância da, velocidade da grelha, alimentação da grelha e faixa granulométrica de pelotas cruas de 8 a 16 mm, para o controle do índice de tamboramento. As seguintes relações foram observadas:
  - a. A cada 10% de aumento na temperatura da secagem descendente da caixa de vento há um aumento de 3,88% no índice de tamboramento padronizado.
  - b. A cada 10% de aumento na alimentação da grelha há uma redução de 3,49% no índice de tamboramento padronizado.
  - c. A cada 10% de aumento na velocidade da grelha há uma redução de 2,98% no índice de tamboramento padronizado.
  - d. A cada 10% de aumento na faixa granulométrica entre 8 a 16 mm há um aumento de 2,67% no índice de tamboramento padronizado.
3. O aumento da produção deve vir acompanhado de uma compensação, de mesma proporção, em outra variável de coeficiente contrário, equilibrando a equação evitando assim a queda do índice de tamboramento. Assim o objetivo foi alcançado, o modelo gerado contribuirá para encontrar o ponto de equilíbrio entre produção e qualidade das pelotas certificando a margem de lucro dos produtos.

## **CAPÍTULO 7: SUGESTÕES DE TRABALHOS FUTUROS**

- Avaliar a influência da dosagem de carvão e dosagem de calcário no crescimento da pelota crua.
- Desenvolver um modelo que responda ao crescimento da pelota crua.
- Implantar o modelo do índice de tamboramento para controle, em tempo real, da planta de pelotização.

## CAPÍTULO 8: REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

CAMPOS, V. F. *Qualidade Total*; Padronização de Empresas. Belo Horizonte: Fundação Christiano Ottoni, 1992. p.17.

EPPRECHT, E. K.; COSTA, A. F.; CARPINETTI, L. C.. *Controle Estatístico de Qualidade*. São Paulo: Atlas, 2004.p.24-161

FONSECA, M.C. *Influência da distribuição granulométrica do pellet feed no processo de aglomeração e na qualidade da pelota de minério de ferro para redução direta*, Ouro Preto: REDEMAT-UFOP, 2004, 126p (Dissertação, Mestrado em Engenharia de Materiais).

FONSECA, V.O. *Envelhecimento de Pelotas de Minério de Ferro com Diferentes Basicidades e Teores de MgO*, Ouro Preto: REDEMAT-UFOP, 2003, 120p (Dissertação, Mestrado em Engenharia de Materiais).

HRADESKY, J. *Aperfeiçoamento da Qualidade e da Produtividade*; Guia prático para implementação do Controle Estatístico de Processo (CEP). São Paulo: Editora McGraw-Hill Ltda, 1990. p.32.

KHAN, R. M. *Problem Solving and Data Analysis using Minitab*; A clear and easy guide to Six Sigma methodology. United Kingdom: John Wiley & Sons, Ltd, 2013. p.344-400.

LACOMBE, F. J.; HEILBORN, G. L. *Administração: princípios e tendências*. São Paulo: Saraiva, 2003. p.481.

LEVINE, D. M. *Statistics for Six Sigma Green Belts*. Upper Saddle River, New Jersey: Pearson Education, Inc., 2006. p.39-44.

MARCELINO, L. R. *Gestão de processos e fluxos de trabalho*. Palhoça: Unisul Virtual, 2008. p.33-35.

- MEYER, K. *Pelletizing of Iron Ores*, Düsseldorf: Springer-Verlag mbH, 1980, p.1-46.
- MONTGOMERY, D. C.; HINES, W. W.; GOLDSMAN, D. M.; BORROR, C. M. *Probabilidade e Estatística na Engenharia*. Rio de Janeiro: LTC Editora, 2006. p.162-391.
- NETER, J.; Wasserman, W.; Kutner, M. H. *Applied Linear Regression.Models*. Homewood, Illinois: Richard D. Irwin, Inc., 1983. p.23-319.
- NUNES, S. F., *Influencia da Carga Circulante do Pelotamento na Qualidade Física das Pelotas Cruas e Queimadas da Samarco Mineração*, Ouro Preto: REDEMAT-UFOP, 2007, 118p (Dissertação, Mestrado em Engenharia de Materiais).
- RAMOS, A. W. *CEP para Processos Contínuos e em Bateladas*. São Paulo: Edgard Blucher, 2000. p.3-100.
- VIEIRA, S. *Estatística para a qualidade; Como avaliar com precisão a qualidade em produtos e serviços*. Rio de Janeiro: Campus, 1999. p.31-55.
- WEISBERG, S. *Applied Linear Regression.3rd ed.* Hoboken, New Jersey: John Wiley & Sons, Inc., 2005. p.19-118.
- WERKEMA, M. C. C. e AGUIAR, S. *Análise de Regressão; Como entender o relacionamento entre as variáveis de um processo*. Belo Horizonte, MG: Werkema Editora Ltda., 2006. p.15-206.