

UNIVERSIDADE FEDERAL DE MINAS GERAIS

Departamento de Engenharia de Minas

**Programa de pós-graduação em engenharia Metalúrgica, Materiais e de Minas –
Mestrado profissional**

Letícia Ribeiro Veiga Cruz

**INFLUÊNCIA DE CARACTERÍSTICAS QUÍMICAS E FÍSICAS NO TEOR DE
UMIDADE E TML DE MINÉRIOS DE FERRO DA SERRA AZUL – MG**

Belo Horizonte

2022

Letícia Ribeiro Veiga Cruz

**INFLUÊNCIA DE CARACTERÍSTICAS QUÍMICAS E FÍSICAS NO TEOR DE
UMIDADE E TML DE MINÉRIOS DE FERRO DA SERRA AZUL – MG**

Versão Final

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

Orientadora: Dra. Rísia Magriotis Papini

Belo Horizonte

2022

C957i	<p>Cruz, Leticia Ribeiro Veiga. Influência de características químicas e físicas no teor de umidade e TML de minérios de ferro da Serra Azul – MG [recurso eletrônico] / Leticia Ribeiro Veiga Cruz. – 2022. 1 recurso online (104 f.: il., color.): pdf.</p> <p>Orientadora: Rísia Magriotis Papini.</p> <p>Dissertação (mestrado profissional) - Universidade Federal de Minas Gerais, Escola de Engenharia.</p> <p>Anexos: f. 103-104.</p> <p>Bibliografia: f. 96-102. Exigências do sistema: Adobe Acrobat Reader.</p> <p>1. Engenharia de minas - Teses. 2. Tecnologia mineral - Teses. 3. Minérios de ferro - Teses. 4. Umidade - Teses. 5. Transporte marítimo - Teses. I. Papini, Rísia Magriotis. II. Universidade Federal de Minas Gerais. Escola de Engenharia. III. Título.</p>
	CDU: 622(043)

ATA DA DEFESA DA DISSERTAÇÃO DA ALUNA **LETÍCIA RIBEIRO VEIGA CRUZ**

Realizou-se, no dia 25 de fevereiro de 2022, às 09:00 horas, Microsoft teams, da Universidade Federal de Minas Gerais, a defesa de dissertação, intitulada *INFLUÊNCIA DE CARACTERÍSTICAS QUÍMICAS E FÍSICAS NO TEOR DE UMIDADE E TML DE MINÉRIOS DE FERRO DA SERRA AZUL - MG*, apresentada por LETÍCIA RIBEIRO VEIGA CRUZ, número de registro 2020675816, graduada no curso de ENGENHARIA DE MINAS, como requisito parcial para a obtenção do grau de Mestre em ENGENHARIA METALÚRGICA, MATERIAIS E DE MINAS, à seguinte Comissão Examinadora: Prof(a). Risia Magriotis Papini - Orientador (ufmg), Prof(a). Andreia Bicalho Henriques (DEMIN/UFMG), Prof(a). Viviane da Silva Borges Barbosa (UFMG).

A Comissão considerou a dissertação:

Aprovada

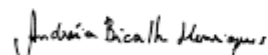
Reprovada

Finalizados os trabalhos, lavrei a presente ata que, lida e aprovada, vai assinada por mim e pelos membros da Comissão.

Belo Horizonte, 25 de fevereiro de 2022.



Prof(a). Risia Magriotis Papini (Doutora)



Prof(a). Andreia Bicalho Henriques (Doutora)



Prof(a). Viviane da Silva Borges Barbosa (Doutora)

Professora do Departamento de
Engenharia de Minas/UFMG

AGRADECIMENTOS

Agradeço a todos aqueles que colaboraram para o desenvolvimento deste trabalho e, em particular:

À Deus, por me guiar e proteger em toda minha trajetória.

Aos meus pais, Maria do Carmo e Misael, por sempre acreditar na minha capacidade, apoiar e dar suporte nos momentos em que mais precisei.

À minha irmã, Ana Luísa, pelos ensinamentos relacionados à estatística e pela paciência durante todo esse período.

Ao Victor, por estar sempre ao meu lado, me motivando a continuar e me ajudando em todos os momentos.

À Rafaela, minha grande amiga, que me inspira sempre e que foi a primeira a me incentivar no desenvolvimento deste trabalho.

À professora Rísia, pela confiança desde o início e por todo suporte.

RESUMO

Neste trabalho estudou-se as principais relações entre as características químicas e granulométricas de minérios de ferro do tipo *Pellet Feed*, oriundos da região de Serra Azul – MG, identificando as principais influências nos seus teores de umidade e *TML* (Limite de umidade transportável). O controle do teor de umidade em minérios de ferro é de grande importância na mineração, visto que elevados teores podem influenciar negativamente o desempenho da matéria prima nos processos de Usinas para onde são destinados, além de poder ocasionar problemas durante seu transporte rodoviário e ferroviário. Além disso, atualmente essa característica vem ganhando grande destaque em decorrência do aquecimento do transporte marítimo dessa commodity, já que para viabilizar tal transporte, evitando acidentes marítimos ocasionados por liquefação de cargas nos porões dos navios, é imprescindível que se controle o teor de umidade em um limite máximo. A primeira etapa do estudo consistiu na coleta de resultados de análises químicas, físicas, de teor de umidade e *TML* de todos os embarques de concentrados de minério de ferro do tipo *Pellet Feed*, no período entre agosto de 2017 e outubro de 2020, provenientes de uma mesma mineradora localizada na região da Serra Azul – MG, totalizando 46 carregamentos. Em seguida foi realizada uma análise estatística descritiva em *Software Minitab*, com o objetivo de conhecer e resumir os dados numéricos coletados. Após essa etapa, foram realizados o tratamento dos dados, a investigação da correlação entre as variáveis independentes entre si e com as variáveis dependentes, bem como uma análise de regressões simples e múltiplas, com intuito de confirmar os resultados obtidos. A partir das análises realizadas, constatou-se que, especificamente para o minério analisado, o teor de contaminantes (*TC*), composto pelos elementos *P*, *Mn* e *PPC*, representou a variável de maior influência nos resultados de *TML*, o que se explica pela associação desses contaminantes com goethita, minério que possui elevada porosidade e, portanto, alto grau de espaços vazios. Já para a umidade, a variável de maior influência foi o percentual de partículas de tamanho $<0,045\text{ mm}$, devido ao fato da umidade retida ser diretamente proporcional à área de contato entre água e partícula. Também foi possível concluir que os elementos *P*, *Mn* e *PPC* possuem correlação positiva entre si e negativa com o elemento *Fe*; as partículas com tamanho $<0,045\text{ mm}$ tendem a possuir maior percentual de contaminantes e que o teor de *SiO₂* não apresentou correlação nem com a umidade e nem com o *TML*. Estes resultados podem colaborar como material de apoio na tomada de decisões de mineradoras de ferro localizadas na região da Serra Azul, servindo para dar um direcionamento em análises e discussões, e contribuindo para a garantia de especificações adequadas para o transporte marítimo desses produtos de minério.

Palavras-chave: minério de ferro, umidade, limite de umidade transportável, *TML*, transporte marítimo.

ABSTRACT

This study aims to study the main relationships between the chemical and granulometric characteristics of Pellet Feed iron ores from the Serra Azul – MG region, identifying the main influences on their moisture content and *TML* (Transportable Moisture Limit). The control of moisture content in iron ores is of great importance in mining, as high levels can negatively influence the performance of raw materials in the processes of the plants where they are destined, in addition to causing problems during their road and rail transport. In addition, this characteristic is currently gaining great prominence due to the heating up of maritime transport of this commodity, since to make such transport viable, avoiding maritime accidents caused by cargo liquefaction in the holds of ships, it is essential to control the moisture content in a maximum limit. The first stage of the study consisted of collecting the results of chemical, physical, moisture content and *TML* analyzes of all shipments of iron ore concentrates of the Pellet Feed type, in the period between August 2017 and October 2020, from a same mining company located in the Serra Azul region – MG, totaling 46 loads. Then, a descriptive statistical analysis was performed using Minitab Software, with the objective of knowing and summarizing the numerical data collected. After this step, data processing, investigation of the correlation between independent variables and dependent variables were carried out, as well as an analysis of simple and multiple regressions, in order to confirm the results obtained. From the analyzes performed, it was found that, specifically for the analyzed ore, the content of contaminants (*TC*), composed of the elements *P*, *Mn* and *PPC*, represented the variable with the greatest influence on the *TML* results, which is explained by the association of these contaminants with goethite, an ore that has high porosity and, therefore, a high degree of voids. For moisture, the most influential variable was the percentage of particles with a size <0.045 mm, due to the fact that retained moisture is directly proportional to the contact area between water and particle. It was also possible to conclude that the *P*, *Mn* and *PPC* elements have a positive correlation with each other and a negative correlation with the Fe element, particles with size <0.045mm tend to have a higher percentage of contaminants and that the *SiO₂* content did not show any correlation even with the humidity and neither with *TML*. These results can collaborate as support material in the decision-making of iron mining companies located in the Serra Azul region, serving to give direction in analyzes and discussions, and contributing to the guarantee of adequate specifications for the maritime transport of these ore products.

Keywords: iron ore, moisture, transportable moisture limit, *TML*, maritime transport.

LISTA DE FIGURAS

Figura 3.1 – Produtos do minério de ferro.	188
Figura 3.2 – Classificação de minérios de ferro e usos na siderurgia.	179
Figura 3.3 – Quadrilátero Ferrífero – Serra Azul.	189
Figura 3.4 – Comportamento médio da precipitação na região, no período avaliado de 1961 a 1990.	212
Figura 3.5 – Média de intensidade de precipitação em 24horas, no período avaliado de 1961 a 1990.	212
Figura 3.6 – Média de temperaturas médias, máximas e mínimas ao longo do ano.	223
Figura 3.7 – Comportamento climatológico das temperaturas máximas absolutas.	234
Figura 3.8 – Umidade relativa do ar média ao longo do ano.	244
Figura 3.9 – Coeficiente precipitação/evaporação na região da Serra Azul.	245
Figura 3.10 – Número de dias de chuvas mensais.	256
Figura 3.11 – Navio do tipo Capesize.	30
Figura 3.12 – Movimentação Portuária por grupo de mercadorias e por perfil de carga, em milhões de toneladas, 2020.	30
Figura 3.13 – Fluxograma com os requisitos necessários para carregamento de cargas a granel.	3131
Figura 3.14 – Liquefação como resultado da compactação do material.	344
Figura 3.15 – Minério de ferro antes (esquerda) e após a liquefação (direita) em porão de um navio.	344
Figura 3.16 – Exemplo de curva de compactação de um solo compactado sob dois níveis de energia	399
Figura 3.17 – Aparato do teste <i>Flow Table</i>	44
Figura 3.18 – Aparato do teste <i>Penetration</i> e amostras de teste com concentrado de minério.	444
Figura 3.19 – Gráfico de curvas de compactação de <i>Fagerberg</i> para concentrado magnetítico em diferentes energias.	466
Figura 3.20 – Curva de compactação de <i>Proctor/Fagerberg</i>	488
Figura 3.21 – Aparatos teste <i>Proctor/Fagerberg</i>	499
Figura 3.22 – Comparação entre condição tal qual embarcada e curva de compactação dos testes <i>PFC70</i> e <i>PFD80</i>	521

Figura 3.23 – Curvas de compactação do teste <i>PFD80</i> para amostras de finos de minério de ferro brasileiros, todas com <i>OMC</i> acima de 90% de saturação.	532
Figura 3.24 – Curva de compactação de <i>Proctor/Fagerberg</i> para o teste <i>PFD80</i>	533
Figura 4.1 – Fluxograma do procedimento metodológico.	684
Figura 5.1 – Histogramas das variáveis químicas.	686
Figura 5.2 – Gráficos de probabilidade normal para as variáveis químicas.	698
Figura 5.3 – Histogramas das variáveis granulométricas.	699
Figura 5.4 – Gráficos de probabilidade normal para as variáveis granulométricas.	709
Figura 5.5 – Histogramas das variáveis Umidade e <i>TML</i>	71
Figura 5.6 – Gráficos de probabilidade normal para as variáveis Umidade e <i>TML</i>	71
Figura 5.7 – Boxplots para as variáveis químicas.	72
Figura 5.8 – Boxplots para as variáveis granulométricas.	732
Figura 5.9 – Boxplots para as variáveis Umidade e <i>TML</i>	743
Figura 5.10 – Histórico e média móvel para as variáveis químicas.	754
Figura 5.11 – Histórico e média móvel para as variáveis granulométricas.	765
Figura 5.12 – Histórico e média móvel para as variáveis Umidade e <i>TML</i>	766
Figura 5.13 – Histórico dos anos 2018, 2019 e 2020 para Umidade.	777
Figura 5.14 – Matriz de dispersão.	798
Figura 5.15 – Histogramas para <i>TC</i> e <i>NU</i>	80
Figura 5.16 – Gráficos de probabilidade normal para <i>TC</i> e <i>NU</i>	80
Figura 5.17 – Boxplots para <i>TC</i> e <i>NU</i>	81
Figura 5.18 – Histórico e média móvel para <i>TC</i> e <i>NU</i>	81
Figura 5.19 – Histogramas para as variáveis transformadas.	843
Figura 5.20 – Gráficos de probabilidade normal para as variáveis transformadas.	854
Figura 5.21 – Matriz de dispersão para as variáveis escolhidas.	876
Figura 5.22 – Regressão linear de H_2O com $1/\langle 0,045 \rangle$	90
Figura 5.23 – Regressão linear de <i>TML</i> com <i>TC</i>	93

LISTA DE TABELAS

Tabela 3.1 – Teores médios de produtos de minério de ferro da Serra Azul (2020).....	278
Tabela 3.2 – Granulometria média de produtos de minério de ferro da Serra Azul (2020).	27
Tabela 3.3 – Navios Graneleiros: Capacidade e Utilização.	29
Tabela 3.4 – Número de perdas de vidas e navios.....	35
Tabela 4.1 – Teores químicos e suas respectivas normas para determinação.	555
Tabela 4.2 – Graus de correlação através dos valores do coeficiente de correlação de <i>Spearman</i>	622
Tabela 5.1 – Estatística descritiva para os parâmetros químicos.	65
Tabela 5.2 – Estatística descritiva para os parâmetros granulométricos.	655
Tabela 5.3 – Estatística descritiva para Umidade e <i>TML</i>	66
Tabela 5.4 – Correlograma inicial com mapa de calor.....	78
Tabela 5.5 – Estatística descritiva para <i>TC</i> e <i>NU</i>	80
Tabela 5.6 – Lista das variáveis dependentes e independentes..	865
Tabela 5.7 – Correlograma com mapa de calor para as variáveis escolhidas.	865
Tabela 5.8 – Correlograma e mapa de calor resumido.	876
Tabela 5.9 – Análise de regressão linear para H_2O com os melhores subconjuntos de variáveis.	90
Tabela 5.10 – Análise de regressão linear para <i>TML</i> com os melhores subconjuntos de variáveis.	92
Tabela 5.11 – Quadro resumo dos principais resultados.	93

SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO.....	13
2. OBJETIVOS E RELEVÂNCIA.....	15
2.1. Objetivo Geral.....	15
2.2. Objetivos Específicos	15
2.3. Relevância.....	15
3. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA.....	16
3.1. Minério de Ferro	16
3.2. Geologia da Serra Azul.....	18
3.3. Clima da Serra Azul.....	20
3.3.1. Análise Pluviométrica	20
3.3.2. Análise de Temperatura.....	22
3.3.3. Umidade do ar	23
3.3.4. Déficit e Superávit Hídrico.....	24
3.3.4.1. Número de Dias de Chuva Mensal	25
3.4. Características de Produtos de Minérios de Ferro	25
3.4.1. Características Químicas de Produtos de Minério de Ferro	26
3.5. Transporte Marítimo de Minério de Ferro	28
3.6. Código Marítimo Internacional para Cargas Sólidas a Granel (<i>IMSBC</i>).....	32
3.7. Liquefação	33
3.8. Acidentes no Transporte de cargas de Minério de Ferro	35
3.9. Umidade – Minério de Ferro	36
3.10. Estado de Compactação	38
3.11. Testes de Compactação	38
3.12. Interação entre partículas de diferentes tamanhos em um sólido compactado	41
3.13. Limite de Umidade Transportável (<i>TML</i>) – Minério de Ferro.....	42
3.13.1. Métodos de determinação do <i>TML</i>	43

3.13.1.1.	Teste <i>Flow Table (FTT)</i>	43
3.13.1.2.	Teste <i>Penetration (PNT)</i>	44
3.13.1.3.	Teste de <i>Proctor/Fagerberg (PFC70)</i>	45
3.13.1.4.	Teste de <i>Proctor/Fagerberg</i> Modificado para Finos de Minérios de Ferro (<i>PFD80</i>) 50	
4.	METODOLOGIA.....	54
4.1.	Coleta de Dados	54
4.1.1.	Análises Físicas	54
4.1.2.	Análises Químicas	54
4.1.3.	Umidade e TML	55
4.2.	Análise Estatística.....	55
4.2.1.	Perfil dos Dados - Estatística Descritiva	56
4.2.2.	Escolha de Variáveis	59
4.2.3.	Tratamento dos Dados	60
4.2.3.1.	Observações Atípicas.....	60
4.2.3.2.	Desvios de Normalidade	61
4.2.4.	Análise Exploratória – Relações com Umidade e TML.....	62
4.2.4.1.	Análise de Correlação	62
4.2.4.2.	Análise de Regressão	63
5.	RESULTADOS E DISCUSSÃO	65
5.1.	Perfil dos Dados.....	65
5.2.	Correlação e Dispersão dos Dados	78
5.3.	Escolha de Variáveis.....	79
5.4.	Tratamento dos Dados	83
5.4.1.	Observações Atípicas	83
5.4.2.	Desvios de Normalidade.....	83
5.5.	Análise Exploratória – Relações com Umidade e TML.....	85

5.5.1.	Análise de Correlação.....	85
5.5.1.1.	Umidade.....	87
5.5.1.2.	TML.....	88
5.5.2.	Análise de Regressão.....	89
5.5.2.1.	Umidade.....	89
5.5.2.2.	TML.....	92
6.	CONCLUSÃO.....	95
7.	REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	97
8.	ANEXO 1	104

1. INTRODUÇÃO

Considerando o aumento na demanda por minério de ferro nos últimos anos, a preocupação com o controle das características dessa commodity vêm se tornando cada vez mais aparente. Uma pequena variação nas propriedades químicas e físicas desse minério pode ter um efeito considerável na transação comercial, visto que atualmente são comercializadas milhões de toneladas desse produto. A produção de minério de ferro concentrado no Brasil em 2019 foi cerca de 410 milhões de toneladas, (IBRAM, 2020). Em 2017, o volume exportado de minério de ferro foi de 353,5 milhões de toneladas, com um valor de US\$-FOB16,7 bilhões (*Free on Board*¹) e os principais países de destino foram: China, Japão, Malásia, Países Baixos – Holanda e Omã (SUMÁRIO MINERAL, 2018).

O teor de umidade em minérios de ferro sempre foi uma característica considerada crítica, visto que elevados teores podem impactar no desempenho da matéria prima nos processos de usinas para onde são destinados, além de poder ocasionar problemas durante seu transporte rodoviário e ferroviário (WILLIAMS, 2015). No entanto, o destaque que essa característica vem ganhando atualmente é, em grande parte, explicado pelo aquecimento do transporte marítimo dessa commodity, visto que para viabilizar tal transporte, garantindo sua segurança, é imprescindível que se controle o teor de umidade em um limite máximo (*TML - Transportable Moisture Limit*).

Hoje em dia, milhões de toneladas de minério de ferro são transportadas por via marítima e a tendência é que esse volume continue crescendo nos próximos anos. O minério de ferro é a carga “seca” a granel com maior massa movimentada no mundo, representando, em 2017, aproximadamente 47,8% do total de cargas secas a granel e em torno de 13,8% do transporte mundial de cargas por via marítima, tendo como origem, principalmente, Austrália (56%) e Brasil (26%) e como principal destino a China (72%) (UNCTAD, 2018).

Considerando os impactos negativos do impedimento de embarque, devido a umidade do minério ultrapassar o *TML*, pode-se apontar: atrasos nos embarques devido à execução de ações de contingência para redução da umidade do minério em questão; custos para o embarcador relacionados a pagamento de multas ao armador do navio e/ou ao comprador da carga, devido ao atraso no carregamento; impacto na fila de espera de outros navios nos terminais portuários (casos nos quais os planos de contingência para redução de umidade não

¹ *Free on Board* - Toda a responsabilidade pelo transporte da mercadoria é do cliente, incluindo os riscos e os custos

puderem ser aplicados ou não forem satisfatórios); cancelamento do embarque, implicando em mais custos e penalidades; e, por fim, em casos em que a umidade de um minério a ser exportado ultrapassa sistemicamente o *TML*, o Limite pode se tornar uma barreira técnica para o produto ou até para o empreendimento, que deverá se adequar, o que pode ser economicamente inviável.

Mesmo sendo uma exigência legal, que todos os exportadores de minério de ferro declarem a umidade e o *TML* de suas cargas do Grupo A (classificação do código *IMSBC* para materiais susceptíveis à liquefação), para que as mesmas sejam embarcadas e transportadas, o *TML* ainda é um parâmetro pouco explorado cientificamente, o que torna importante a realização de um estudo das propriedades do minério de ferro que influenciem em seu valor. Em vista disso, nesse trabalho buscar-se-á entender melhor a correlação entre as principais características químicas e granulométricas de minérios de ferro e os seus teores de umidade e o *TML*.

2. OBJETIVOS E RELEVÂNCIA

2.1. Objetivo Geral

Realizar um estudo aprofundado correlacionando as principais características químicas e granulométricas de minérios de ferro do tipo *Pellet Feed*, oriundos da região de Serra Azul – MG, e seus teores de umidade e *TML* (Limite de Umidade Transportável).

2.2. Objetivos Específicos

- Obter quantidade significativa de dados de caracterização química e granulométrica e teores de umidade e *TML*, utilizando o método de *Proctor/Fagerberg* para Finos de Minério de Ferro (*PFC70*) descrito no Código *IMSBC* (IMO, 2018);
- Compilar todos esses dados no *software* de estatística *Minitab*, buscando uma análise exploratória da relação entre os mesmos;
- Avaliar quais características químicas e granulométricas podem ter influência nos teores de umidade e *TML*;
- Buscar um conhecimento maior a respeito do tema estudado, o qual auxiliará em posteriores tomadas de decisões relacionadas a métodos e processos que minimizarão custos financeiros e riscos ambientais, por parte de empresas atuantes na área.

2.3. Relevância

É de suma importância um estudo aprofundado sobre as possíveis influências de características químicas (como teor de ferro, sílica, alumínio, entre outros) e características granulométricas no teor de umidade e no *TML* de minérios de ferro. A descoberta de possíveis correlações entre esses fatores pode auxiliar na antecipação de ações de redução de umidade, tomando medidas que foquem no parâmetro de influência. Além disso, essas medidas podem ser mais viáveis quando relacionadas a questões como economia de tempo e recursos.

Por fim, também pode-se dizer que o estudo desenvolvido irá contribuir tecnicamente como um referencial bibliográfico complementar sobre o tema, visto que atualmente a literatura científica ainda é escassa com relação a assuntos como liquefação de minérios de ferro em navios e determinação do *TML* de finos de minérios de ferro.

3. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

3.1. Minério de Ferro

Os principais depósitos de minério de ferro do Brasil são classificados como formações ferríferas do Proterozóico, que foram formadas pela precipitação de ferro e silício em ambientes marítimos, seguida pelo enriquecimento desses corpos mineralizados por processos metamórficos ou intempéricos. Tais depósitos são caracterizados por possuir camadas alternadas entre minerais de ferro e sílica, na forma de *chert* ou cristalizada na forma de quartzo (SCHOBENHAUS & COELHO, 1986).

Os minérios de ferro brasileiros se apresentam na forma de minérios hematíticos compactos e friáveis e de itabiritos, em geral, friáveis. Suas principais espécies minerais de ferro são hematita, goethita, limonita e magnetita e os principais minerais de ganga são quartzo, caolinita, gibsita e outros silicatos com alumínio (ALVARES, 2018).

Minas Gerais e Pará são os dois estados do Brasil que respondem majoritariamente pela produção de ferro no país. No Pará, a formação ferrífera está incluída no grupo Grão-Pará, o qual possui três formações geológicas, e uma delas, a Formação Carajás, detém as jazidas de minério de ferro. Essas jazidas de minérios de ferro são constituídas, basicamente, de hematita friável (SAMPAIO, 2002). As reservas de minério de ferro de Carajás, estimadas em 6,6 bilhões de toneladas (SUMÁRIO MINERAL, 2018) possuem um teor médio de ferro acima de 60% e baixo nível de contaminantes, o que não requer etapas complexas de beneficiamento para que sejam utilizados na indústria siderúrgica (SAMPAIO, 2002). Já em Minas Gerais, as principais jazidas de minério de ferro encontram-se no Quadrilátero Ferrífero, que é geologicamente constituído por rochas predominantemente arqueanas e proterozóicas, deformadas em distintas fases de dobramento e falhas. Os minérios de ferro do Quadrilátero Ferrífero podem ser divididos em três grandes grupos (GUIMARÃES, 2008):

- Hematitas: Formação ferrífera composta, em maior parte, por hematita e, em menor parte, por magnetita e goethita. Possui estrutura maciça, bandada ou foliada e teores de ferro entre 60 e 69%;
- Itabiritos: Os itabiritos enriquecidos, friáveis, possuem formação ferrífera bandada, metamórfica, constituída em maior parte por quartzo e hematita, e em menor parte por goethita, magnetita e carbonatos. Já os itabiritos compactos, são pouco enriquecidos, mas possuem baixos níveis de contaminantes;

- Coberturas detríticas (cangas e rolados): São formações superficiais formadas por blocos de hematita e itabirito, soltos ou cimentados por goethita.

Levando-se em consideração que a indústria metalúrgica é a principal consumidora final dos produtos de minérios de ferro, suas determinações granuloquímicas têm influência direta no tipo de beneficiamento a que os minérios devem se submeter para se chegar a um produto com especificações técnicas adequadas – isto se dá uma vez que os minérios de ferro devem atender às especificações físicas e químicas, sem as quais os processos metalúrgicos perdem eficiência ou, até mesmo, se inviabilizam.

De acordo com algumas especificações químicas, atendidas para uma melhor utilização dos concentrados de minério como matérias primas nas indústrias siderúrgicas, os minérios de ferro podem ser classificados, geralmente, em *Lump Ore*, quando possuem teor de ferro entre 58 e 60% e de sílica entre 7 e 8%, *Sinter Feed*, quando possuem teor de ferro entre 62 e 63% e de sílica entre 5 e 6% e *Pellet Feed*, quando possuem teor de ferro entre 65 e 66% e de sílica entre 2 e 3% (VALE, 2012).

A distribuição granulométrica dos minerais também deve ser levada em consideração nessa classificação. Apenas minérios com granulometria mais grosseira (entre 6 e 40 mm), chamados granulados ou *Lumps*, podem ser usados diretamente nos reatores de redução, no processo metalúrgico. Minérios com granulometrias inferiores precisam passar por um processo de aglomeração antes de serem utilizados na alimentação dos fornos de redução. Se a faixa granulométrica do minério se encontra entre 0,15 e 6 mm, a aglomeração ocorre pelo processo de sinterização e, por isso, esse tipo de minério é chamado de *Sinter Feed*. Já os minérios com granulometria inferior a 0,15 mm são aglomerados pelo processo de pelotização, sendo denominados *Pellet Feed* (VALE, 2012).

A *Figura 3.1* ilustra os produtos de minério de ferro. Já a *Figura 3.2* apresenta a classificação desses produtos e suas aplicações na siderurgia.

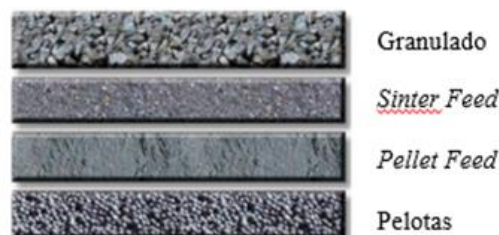


Figura 3.1 – Produtos do minério de ferro.

Fonte: CURSO DE MINERAÇÃO BÁSICO – Vale, 2012.



Figura 3.2 – Classificação de minérios de ferro e usos na siderurgia.

Fonte: Curso de Mineração Básico – Vale, 2012.

3.2. Geologia da Serra Azul

Os dados analisados no presente estudo são provenientes do município de Itatiaiuçu, especificamente da Serra Azul, pertencente ao Quadrilátero Ferrífero. O Quadrilátero Ferrífero de Minas Gerais (Figura 3.3) abriga os maiores depósitos de minério de ferro presentes no estado, sendo esses detentores de uma configuração “planimétrica quadrangular”. Tal configuração espacial se destaca pelas principais elevações que delimitam a região sendo formadas por serras alinhadas que apresentam estruturas monoclinais, sinclinais e anticlinais associadas aos grandes depósitos de ferros (ARCELORMITTAL, 2017).

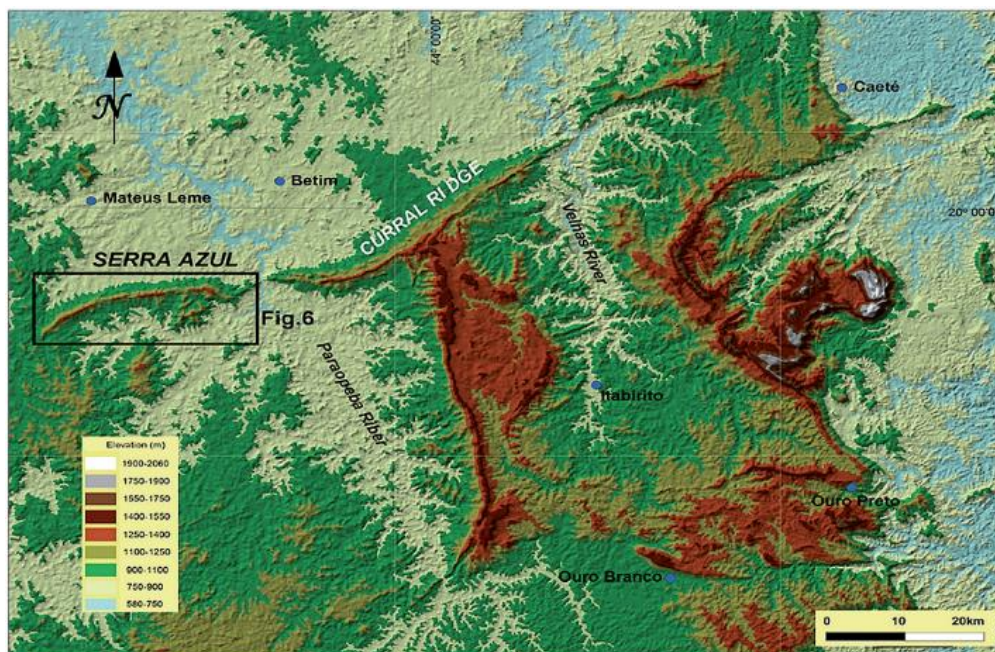


Figura 3.3 – Quadrilátero Ferrífero – Serra Azul.

Fonte: ALKMIN, 2015

Os principais limites do Quadrilátero Ferrífero são o alinhamento entre a Serra da Piedade, Serra do Curral, Serra Três Irmãos e a Serra Azul ao norte, entre a Serra de Ouro Branco e Serra do Itatiaia ao sul, a Serra da Moeda a oeste e, a leste, a Serra do Caraça e o início da Serra do Espinhaço (DOOR, 1969).

Em relação ao relevo, a região do Quadrilátero Ferrífero se apresenta como uma superfície planáltica, na qual a morfologia alterna de suaves colinas nas áreas associadas às formações graníticas e gnáissicas, a trechos consideravelmente acidentados, onde predominam cristas com vertentes ravinadas e vales encaixados, associados aos afloramentos de quartzitos, itabiritos e da canga ferruginosa (HERZ, 1978).

O Complexo da Serra Azul possui um marcante controle litoestrutural, no qual o posicionamento estratigráfico das diversas rochas exerce um fator preponderante no modelado do relevo. Destaca-se na sua configuração morfológica a linha de cumeada, sustentada por Itabiritos da Formação Cauê e Quartzitos da Formação Moeda que se encontram fracamente dissecados sob a forma de anfiteatros e outras formas de relevo (GEOMORFOLOGIA, 2005).

As amostras de concentrados de minérios de ferro utilizadas no presente trabalho são predominantemente provenientes da região da Serra Azul pertencente à formação ferrífera bandada Cauê, cujos litotipos pertencem à família dos Itabiritos Compactos Carbonáticos e Itabiritos Ferro hidratados Compactos, Semi Compactos e Friáveis de Derivação Carbonática (MUSA, 2012).

O carbonato (dolomita-magnetita-quartzo) Itabirito maciço-compacto consiste no protólito (rocha a partir da qual houve a formação de novas rochas, por meio de processos geológicos variados) inicial dos Itabiritos Fe-hidratados, que foram formados tanto a partir de intemperismo com lixiviação do quartzo e carbonato da rocha original, como por processos físicos/tectônicos ao longo das eras geológicas. Estes itabiritos carbonáticos originais estão representados, na região estudada, na maior parte das ocorrências superficiais por seus produtos de alteração, ou seja, itabiritos ferro-hidratados de derivação carbonática, goethíticos, compactos, semi-compactos e friáveis, geralmente com alto percentual de perda por calcinação (PPC) e alto conteúdo em fósforo e/ou alumínio, argilizados, de cor ocre (MUSA, 2012).

Os itabiritos Fe-hidratados de derivação carbonática possuem bandas de quartzo de granulação muito fina, frequentemente amareladas alternadas com bandas de minerais Fe-hidratados (goethita) (MUSA, 2012).

A Goethita, ($FeO(OH)$), é formada sob condições oxidantes como produto do intemperismo de minerais de ferro (óxidos de ferro). A deposição ou “formação” destas goethitas é coloidal, associado ao intemperismo, sendo que esta origem também é responsável pela associação de ferro com contaminantes (MUSA, 2012).

As goethitas que ocorrem nos minérios de ferro têm estrutura variável, desde formas maciças, agregados cristalinos fibrosos até material residual terrosos de cor amarelo ocre, ou seja, as goethitas terrosas ($FeO.OH.nH_2O$) que são hidróxidos de ferro hidratados amorfos (ou com baixa cristalinidade) que geralmente geram lamas em processos de beneficiamento. Na alteração dos óxidos de ferro, há a formação de cavidades onde se formam as goethitas geralmente em camadas (bandamento coliforme) (MUSA, 2012).

3.3. Clima da Serra Azul

Conhecer o clima da região da Serra Azul, entendendo melhor a respeito de parâmetros como pluviometria, temperatura, umidade do ar, entre outros, é fundamental para analisar se esses fatores externos impactam, e como impactam, no teor de umidade dos produtos de minério de ferro do local ao longo do ano.

Para desenvolvimento desse tópico, foi utilizado um estudo de impactos ambientais (EIA) realizado pela empresa ArcelorMittal em 2017, que reuniu dados do Instituto Nacional de Meteorologia (INMET) entre os anos de 1961 e 1990. Vale ressaltar que esses dados não são referentes a um período recente e, com isso, o cenário climático atual da região analisada pode ter sofrido alterações. Mesmo assim, tais informações contribuem para formação de ideias e direcionamentos nas pesquisas relacionadas ao tema.

3.3.1. Análise Pluviométrica

Conforme INMET, 1961-1990, em média, o total pluviométrico para a região da Serra Azul durante o ano é de 1.406,3 mm, marcado por uma grande variação nesse intervalo de tempo (período seco e chuvoso) com uma média mensal de 117,2 mm.

Os meses mais chuvosos estão compreendidos de novembro a março, como é mostrado pelo comportamento médio da precipitação anual na *Figura 3.4*. Já os meses de abril e setembro são meses de transição entre um regime e outro e são marcados pela estação seca na região. No entanto, em decorrência da dinâmica atmosférica e à ação de vários elementos interagindo e

alterando esta dinâmica, tanto a estação seca quanto a chuvosa podem sofrer variações intra e interanuais. Os meses de dezembro a março apresentam o maior índice de precipitação no período, um total de 963,9 mm. Por outro lado, nos meses de junho, julho e agosto, devido à baixa atividade convectiva, os valores não ultrapassam 52,1 mm no total, pois a região fica sob a ação do Anticiclone do Atlântico Sul, induzindo um período de seca bem característica, podendo ocorrer até mesmo o registro de ausência de precipitação no trimestre (ARCELORMITTAL, 2017).

Em relação ao comportamento climatológico de precipitação (mm) máxima em 24 horas, representado na *Figura 3.5*, observa-se que há um maior índice de precipitação diária elevada entre os meses de dezembro a março, nos quais a atividade convectiva é mais intensa, sendo que, os meses de dezembro, fevereiro e março são os mais propícios a este tipo de evento extremo (chuvas intensas em um período de 24 horas).

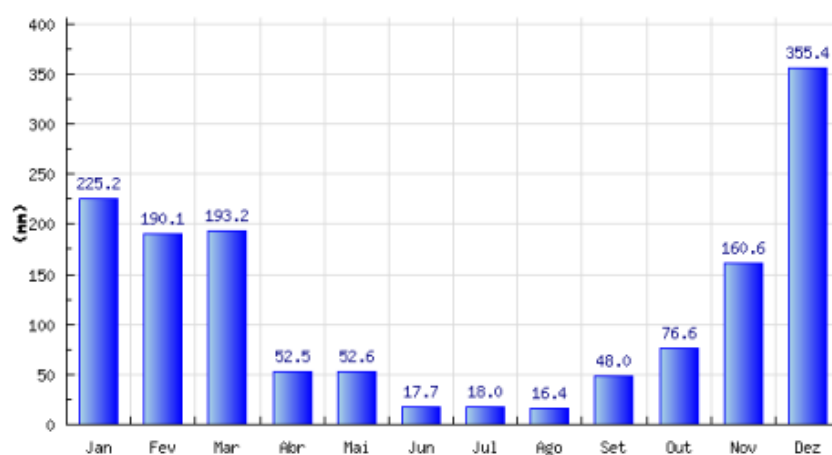


Figura 3.4 – Comportamento médio da precipitação na região, no período avaliado de 1961 a 1990.

Fonte: INMET, 1961-1990.

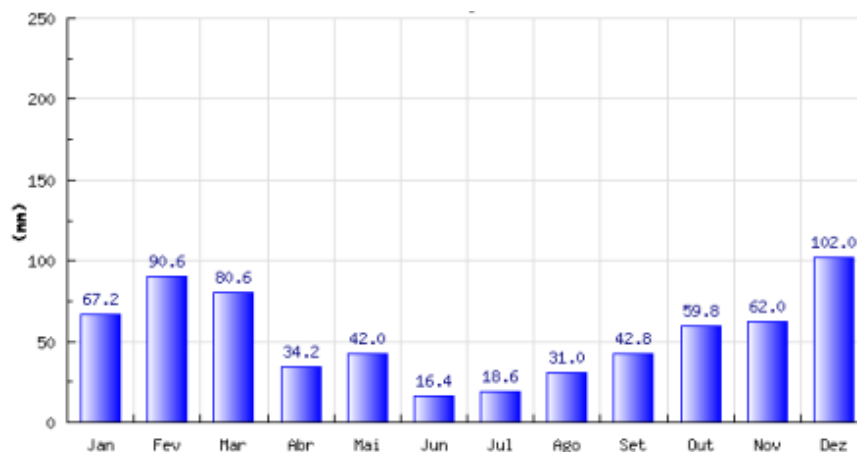


Figura 3.5 – Média de intensidade de precipitação em 24 horas, no período avaliado de 1961 a 1990.

Fonte: INMET, 1961-1990.

3.3.2. Análise de Temperatura

De acordo com INMET, 1961-1990, as maiores temperaturas médias anuais para a região foram registradas no trimestre de janeiro-fevereiro-março. Observa-se que as médias ao longo do ano não ultrapassam o patamar dos 24° C com verão e inverno bem caracterizados termicamente. A *Figura 3.6* mostra a média das temperaturas média, mínimas e máximas ao longo do ano para a região de Serra Azul.

Pode-se considerar que a variabilidade anual da temperatura local é relativamente baixa conforme amplitude térmica variando de 7,8° C para temperaturas médias, 4,3° C para máximas e 9,8° C para mínimas. Este comportamento é reflexo da tropicalidade do clima local, mesmo sendo verificada uma variação sazonal significativa. Algumas características geográficas como a topografia apresentam ligeira influência nos índices de temperaturas mínimas no período do inverno, principalmente se comparadas a outros municípios da Região Metropolitana de Belo Horizonte, onde os valores são mais elevados.

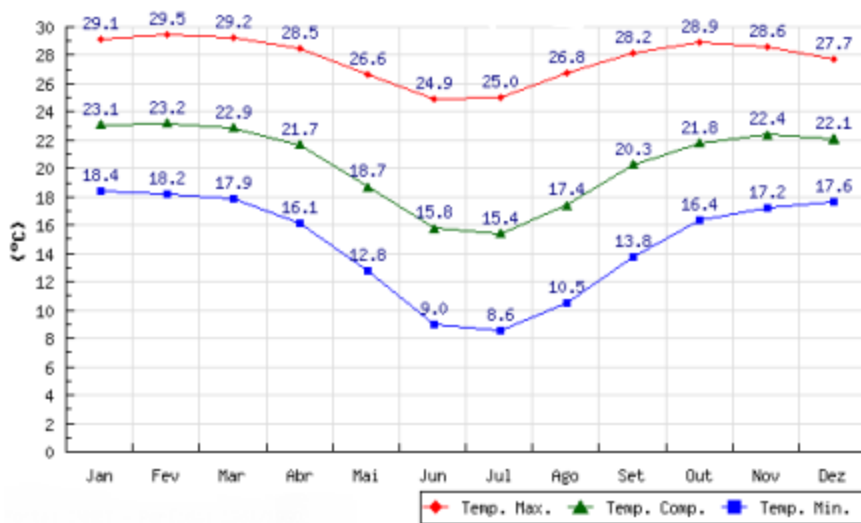


Figura 3.6 – Média de temperaturas médias, máximas e mínimas ao longo do ano.

Fonte: INMET, 1961-1990.

As maiores médias das máximas ao longo do ano, registradas no trimestre de janeiro-fevereiro-março, apresentam temperaturas de 29,1° C, 29,5° C e 29,2° C, respectivamente. Estas características se relacionam à maior quantidade de energia solar disponível no sistema terra-atmosfera, decorrente da modificação do eixo de inclinação da terra neste período no hemisfério sul, onde os raios solares ficam mais paralelos diminuindo o ângulo de incidência sobre a

superfície terrestre, e conseqüentemente maior quantidade de energia disponível. As menores médias das mínimas ao longo do ano, registradas nos meses junho, julho e agosto, apresentam temperaturas de 9° C, 8,6° C e 10,5° C, respectivamente.

Em geral, as temperaturas máximas absolutas se apresentam nos meses de outubro a janeiro, com registros superiores a 37,0° C, como é mostrado pela *Figura 3.7*. Estas temperaturas ocorrem principalmente na transição da primavera para o verão, período em que a umidade do ar ainda está relativamente baixa e os índices de nebulosidade não são tão expressivos.

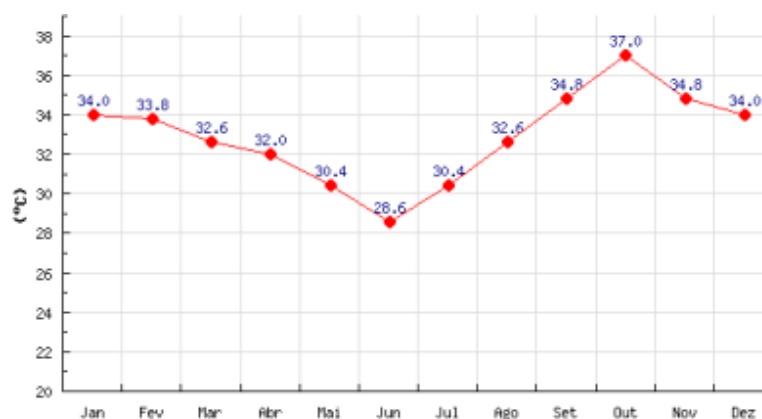


Figura 3.7 – Comportamento climatológico das temperaturas máximas absolutas.

Fonte: INMET, 1961-1990.

3.3.3. Umidade do ar

Conforme INMET, 1961-1990, a média da umidade relativa do ar na região da Serra Azul (*Figura 3.8*) apresenta seus menores índices nos meses de agosto e setembro. Ao longo do restante do ano a variação se mantém entre 84% e 88%. Janeiro e maio são os meses mais úmidos do ano. Os índices de umidade são relativamente constantes na região e sofrem influência das características físico-geográficas, principalmente vegetação e topografia.

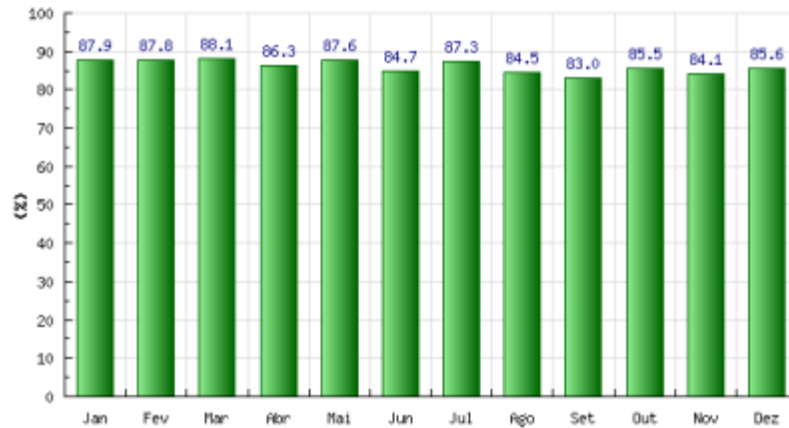


Figura 3.8 – Umidade relativa do ar média ao longo do ano.

Fonte: INMET, 1961-1990.

3.3.4. Déficit e Superávit Hídrico

Entre novembro e abril o sistema terra-atmosfera trabalha com balanço positivo, levando-se em consideração a relação entre precipitação e evaporação ocorrida, que pode chegar até 252 mm em dezembro e 113 mm em janeiro. Já no período entre abril e início de novembro, o sistema trabalha com déficit hídrico em decorrência da baixa significativa de precipitação (ARCELORMITTAL, 2017). É possível constatar, de acordo com INMET, 1961-1990, que na região estudada há um período de deficiência hídrica relativamente longo, durando cerca de seis a sete meses sucessivos. A *Figura 3.9* mostra o coeficiente precipitação/evaporação ao longo do ano na região da Serra Azul.

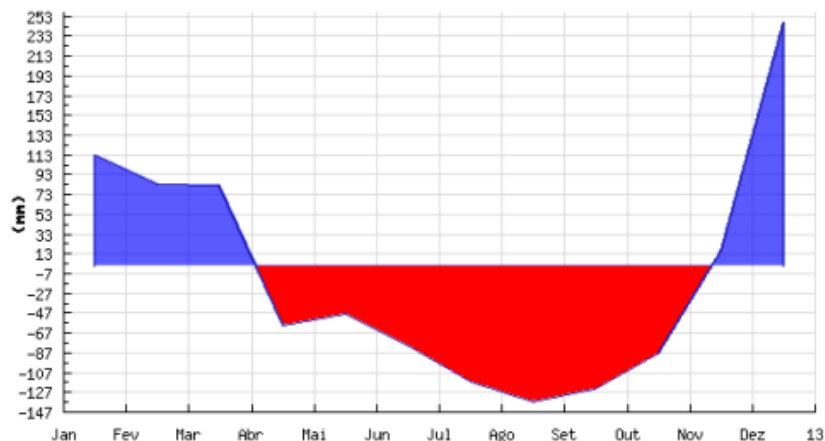


Figura 3.9 – Coeficiente precipitação/evaporação na região da Serra Azul.

Fonte: INMET, 1961-1990.

3.3.4.1. Número de Dias de Chuva Mensal

A *Figura 3.10* mostra que os meses com maior número de dias de chuva se apresentam entre novembro e março, com destaque para dezembro e janeiro somando 35 (trinta e cinco) dias segundo ARCELORMITTAL, 2017. Os meses de abril e setembro são meses de transição entre os regimes. Já no trimestre junho-julho-agosto, em função da baixa atividade convectiva, os dias de chuvas não ultrapassam 8 (oito) dias somado os três meses.

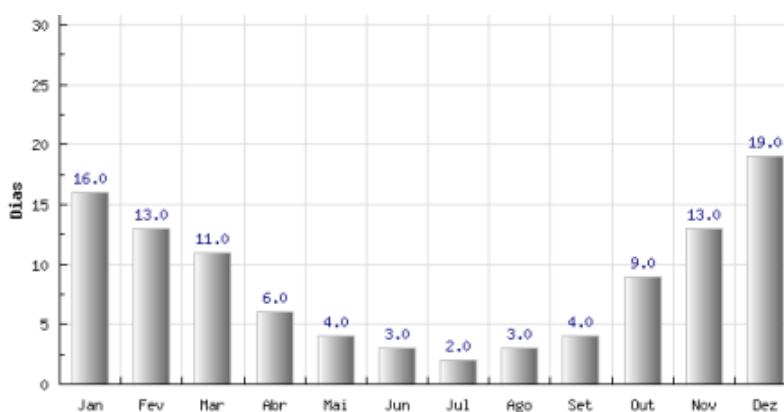


Figura 3.10 – Número de dias de chuvas mensais.

Fonte: INMET, 1961-1990.

3.4. Características de Produtos de Minérios de Ferro

Para passar pelos processos de sinterização e pelletização, a composição química que um minério deve possuir depende de um amplo contexto, envolvendo o balanço de carga para o alto-forno (de acordo com o nível de participação do sínter ou pelota na carga metálica do alto-forno), o tipo e volume de escória de alto-forno e a qualidade esperada para o sínter e para a pelota. Geralmente, no caso dos minérios brasileiros que possuem alto teor de ferro, enxofre, titânio e álcalis (compostos que contêm potássio, sódio etc.), o controle químico se concentra nos teores de sílica (SiO_2), alumínio (Al_2O_3) e fósforo (P), apesar de também serem analisados os teores de manganês (Mn) e perda por calcinação (PPC) (MOURÃO, 2008). É desejável que os produtos de minério de ferro atendam as especificações granulométricas para cada processo.

Em relação à comercialização de minérios, abatimentos sobre o preço podem ser aplicados nos casos em que os teores de contaminantes (sílica, alumínio, fósforo etc.) excedem um determinado limite, assim como prêmios pela qualidade do minério de ferro podem elevar seu valor (PLATTS, 2015).

Com o aquecimento do mercado de minério de ferro, aumentou-se o interesse pelo conhecimento de suas características químicas e físicas. Saber como essas características podem afetar o comportamento dos minérios e como estão correlacionadas umas com as outras, pode ser um diferencial para tomada de decisões nas indústrias mineiras. Estudos já revelaram que a influência da distribuição granulométrica das partículas no seu empacotamento é significativa. Como o empacotamento das partículas pode ser fundamentalmente relacionado ao seu teor de umidade e ao seu teor limite de umidade transportável (*TML*), infere-se que a granulometria dos minérios de ferro e umidade são fatores que se correlacionam. No entanto, ainda não há muitos estudos a respeito da correlação entre características químicas dos minérios e sua umidade e *TML* (FERREIRA, 2019).

3.4.1. Características Químicas de Produtos de Minério de Ferro

A produção de sínteres e pelotas com elevada qualidade química, mecânica e metalúrgica, associada a uma alta taxa de produtividade e baixo consumo de energia, está intimamente relacionada, entre outros fatores, com a qualidade intrínseca dos minérios de ferro, sua principal matéria prima. Na maior parte das usinas siderúrgicas brasileiras, o sínter é gerado a partir de uma mistura composta por *blends* de minérios, sendo que a definição da mistura ideal é baseada em critérios técnicos e econômicos (VIEIRA, 2003).

Os minérios brasileiros possuem uma ampla variedade de estruturas internas, em decorrência das diferentes condições de metamorfismo, tectonismo e intemperismo a que foram sujeitas ou, ainda, em virtude de sua gênese. Com isso, deu-se origem a minérios com diferentes constituições mineralógicas, trama, tamanho de grãos e morfologia dos cristais, tamanho e morfologia dos poros, porosidade, forma e superfícies das partículas, dentre outros aspectos (ROSIÈRE, 1997).

Dentre os minérios de ferro brasileiros, os mais comuns são do tipo hematítico e, em sua maioria, são anidros e possuem alto teor de ferro e, quando comparados com os minérios australianos, apresentam baixo teor de alumínio (VIEIRA, 2003). Diferentes tipos de cristais de hematita (especular, martita, granular, microgranular etc.), com tamanhos de cristais que variam entre 1 e 1000 μm , são encontrados nos produtos tipo *sinter feed* e *pellet feed*. Além disso, há diferentes tipos de tramas dos cristais, como, por exemplo, granoblástica, lepidoblástica e granolepidoblástica (ROSIÈRE, 1997). Os minérios também podem conter diferentes constituintes mineralógicos como quartzo, caulinita, gibsitita etc., apresentando

diferentes valores de porosidade e diâmetro dos poros, que influenciam diretamente nas etapas dos processos metalúrgicos.

Para os processos de sinterização e pelotização, por exemplo, a composição química da mistura de minérios de ferro é definida em função das especificações da composição química do sinter e das pelotas para uso nos altos-fornos e reatores de redução direta. Existem algumas exigências quanto aos teores de certos constituintes que prejudicam a qualidade metalúrgica e/ou mecânica do sinter, da pelota e de seus produtos subsequentes, como ferro gusa e aço. Em geral, são controlados os teores de *Fe* total, *SiO₂*, *Al₂O₃*, *P*, *Mn*, *K₂O*, *Na₂O* e *PPC* nos minérios de ferro, cujos limites de especificação são variáveis para cada empresa. Tem-se por objetivo, nos processos siderúrgicos/metalúrgicos, o uso de finos de minérios com altos teores de ferro e baixos teores de ganga e impurezas (VIEIRA, 2003).

A *Tabela 3.1* apresenta teores médios para *sinter feed* e *pellet feed* oriundos da região do Complexo de Serra Azul em 2020.

Tabela 3.1 – Teores médios de produtos de minério de ferro da Serra Azul (2020).

Fonte: próprio Autor.

Produto	Fe (%)	SiO₂ (%)	P (%)	Mn (%)	Al₂O₃ (%)	PPC (%)
<i>Sinter Feed</i>	62,00	7,00	0,07	0,20	1,40	3,50
<i>Pellet Feed</i>	64,00	3,50	0,10	0,15	1,30	3,50

3.4.2. Características Físicas de Produtos de Minério de Ferro

Dados obtidos da indústria de minério de ferro, em 2020, na região do Complexo de Serra Azul, apresentam faixas granulométricas, em média, para *sinter feed* e *pellet feed* conforme *Tabela 3.2*.

Tabela 3.2 – Granulometria média de produtos de minério de ferro da Serra Azul (2020).

Fonte: próprio Autor.

Produto	<0,106mm (%)	<0,150mm (%)	>1,00 mm (%)	>6,3mm (%)	<0,045mm (%)	>0,150mm (%)
<i>Sinter Feed</i>	21,00	35,00	40,00	16,00	-	-
<i>Pellet Feed</i>	-	-	-	-	42,00	10,00

A distribuição de tamanho dos minérios de ferro afeta, significativamente, tanto os processos siderúrgicos de sinterização quanto de pelotização.

No processo de sinterização, a distribuição granulométrica dos minérios influencia as etapas de aglomeração a frio e a quente. Por isso, é importante controlar as porcentagens das partículas supergrossas, nucleantes, aderentes, intermediárias e superfinas da mistura a sinterizar (VIEIRA, 2003). Em relação à pelotização, a distribuição granulométrica das partículas de minério afeta a resistência das pelotas cruas e queimadas (resistência à compressão e resiliência às quedas) (MEYER, 1980).

3.5. Transporte Marítimo de Minério de Ferro

O transporte de cargas sólidas a granel, assim como minério de ferro, é realizado em navios do tipo graneleiro (*bulk carrier*), que são embarcações versáteis e adaptáveis a várias aplicações. A principal diferença entre os navios mineraleiros e os demais graneleiros é construtiva, pois são reforçados para transportar cargas com densidade mais elevada (WIJNOLST, 1996).

Os navios podem, também, ser classificados conforme a capacidade medida em *dwt* (*Deadweight*) (unidade que corresponde à soma dos pesos variáveis que um navio pode carregar com segurança, expresso em toneladas) considerando a carga, combustível, água potável e de lastro, provisões, passageiros e tripulação (BRODIE, 2013).

Os graneleiros são divididos em seis classes: *Mini Bulkers* (<10.000 dwt); *Handysize* (10.000 a 34.999 dwt); *Handymax* (35.000 a 49.999 dwt); *Supramax* (50.000 a 59.999 dwt); *Panamax* (60.000 a 80.000 dwt) e *Capesize* (>80.000 dwt). Os navios de porte maior que 80.000 dwt são subdivididos em outras classes, como *VLOC* (*Very Large Ore Carrier*) e *Valemax* (em torno de 400.000 dwt). Os navios *Panamax* possuem dimensões máximas para passar no Canal do Panamá, com uma largura limite de 32,25m. Já os navios maiores, são denominados *Capesize* (*Figura 3.11*), porque precisam contornar o Cabo da Boa Esperança ou o Cabo Horn para navegar entre os oceanos (FERREIRA, 2019). A *Tabela 3.3* indica os tipos de navio e suas respectivas capacidades e usos.

Tabela 3.3 – Navios Graneleiros: Capacidade e Utilização.

Fonte: FERREIRA, 2019.

Tipo de Navio	Capacidade (dwt)	Informações/Uso
<i>VLBC</i>	180.000 a 200.000	Tipo de navio muito especializado e, geralmente, construído para tráfegos específicos.
<i>Large Capesize</i>	400.000	Muito utilizado no tráfego de <i>commodities</i> minerais.
<i>Capesize</i>	80.000 a 170.000	Muito utilizado no tráfego de <i>commodities</i> minerais.
<i>Panamax</i>	60.000 a 80.000	Projetado com dimensões máximas para transporte de cargas que devem passar pelo canal Panamá.
<i>Handymax</i>	35.000 a 50.000	Utilizado para variados tipos de cargas, incluindo aço, minérios, cereais, cimentos, madeira, etc.
<i>Handysize</i>	15.000 a 35.000	Utilizado para variados tipos de cargas, incluindo aço, minérios, cereais, cimentos, madeira, etc.
<i>Small</i>	3.000 a 15.000	Utilizado no tráfego costeiro, em viagens de curta distância, servindo como alimentadores para navios de maior porte.

De acordo com a (ANTAQ, 2020), o grupo de mercadorias “Minérios, Escórias e Cinzas” lidera a movimentação portuária no Brasil, sendo que, em 2020, representou 34,5%, com 396.604.179 milhões de toneladas movimentadas. Em relação ao perfil das cargas movimentadas, em 2020, o Granel Sólido foi pioneiro, representando 59,9%, com 688.861.745 milhões de toneladas (*Figura 3.12*). Comparando com as movimentações desse mesmo perfil de cargas em 2010 e 2015, 511.113.669 Mt e 633.118.352 Mt, respectivamente, observa-se um crescimento considerável de transações desses produtos nos últimos anos. Considerando o cenário comercial/econômico do Brasil no período em questão, pode-se dizer que o mercado de minério de ferro desempenhou papel fundamental nesse resultado.



Figura 3.11 – Navio do tipo Capesize.

Fonte: Wikiwand, 2020.

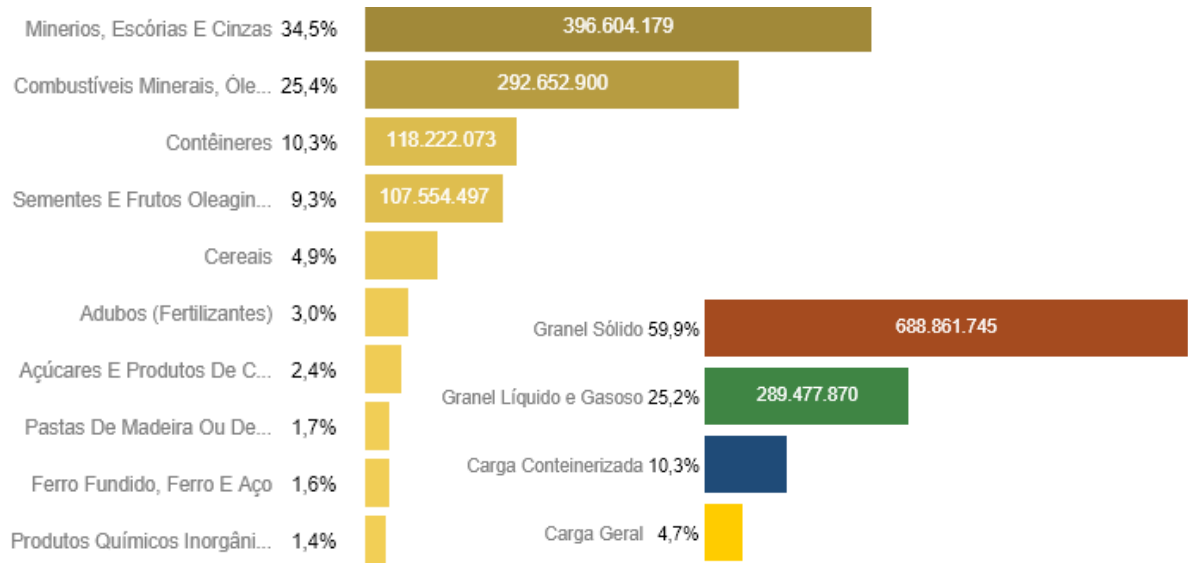
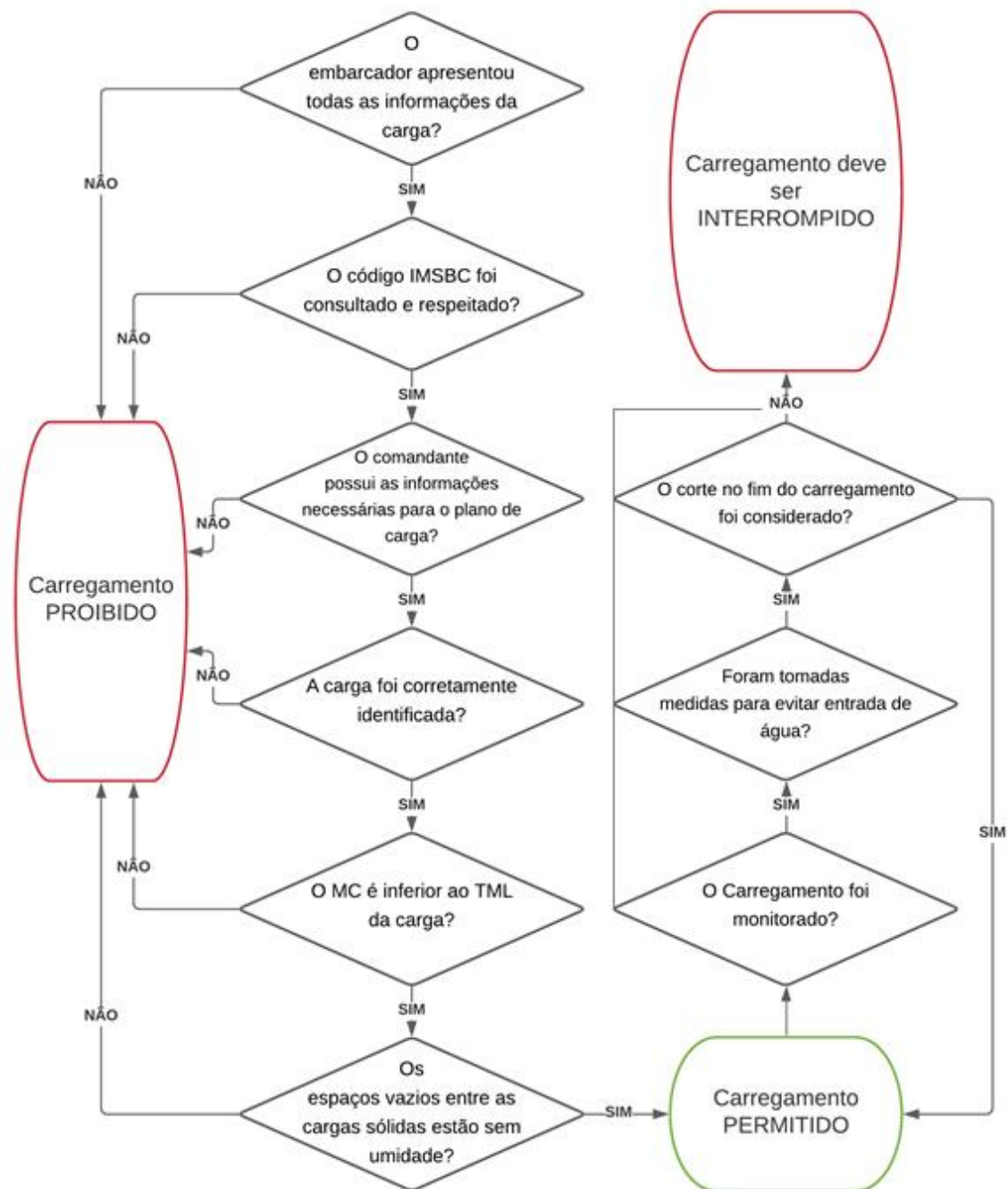


Figura 3.12 – Movimentação Portuária por grupo de mercadorias e por perfil de carga, em milhões de toneladas, 2020.

Fonte: ANTAQ, 2020.

Para auxiliar o embarque seguro de cargas sólidas, algumas sociedades classificadoras construíram um fluxograma que mostra todos os requisitos necessários para o carregamento da carga, demonstrado na *Figura 3.13*.



2

Figura 3.13 – Fluxograma com os requisitos necessários para carregamento de cargas a granel.

Fonte: FERREIRA, 2019.

² IMSBC: Código Marítimo Internacional para Cargas Sólidas a Granel; MC: *Moisture Content* (Conteúdo de umidade)

3.6. Código Marítimo Internacional para Cargas Sólidas a Granel (*IMSBC*)

A Organização Marítima Internacional (*IMO: International Maritime Organization*), constituída em 1948, é a agência especializada da *ONU* responsável pela segurança da navegação e pela regulamentação do transporte marítimo de minérios e outras cargas. Ela é composta, atualmente, por 172 Estados Membros (com *status* deliberativo) e por várias *ONGs* internacionais relacionadas à indústria marítima (com *status* consultivo). O Brasil é membro da *IMO*, sendo representado pela Marinha. Para isso, e considerando ainda a necessidade de internalização das normas regulamentadoras para o transporte marítimo, o governo brasileiro também conta com a Comissão Coordenadora dos Assuntos da Organização Marítima Internacional (CCA-IMO, 2020).

Em 1965, a *IMO* promulgou o Código de Práticas Seguras para Cargas Sólidas a Granel (*BC Code*) que é denominado atualmente como Código Marítimo Internacional para Cargas Sólidas a Granel (*IMSBC International Maritime Solid Bulk Cargoes Code*) e é a principal legislação internacional que aborda a segurança nesse tipo de transporte e tem como propósito estabelecer procedimentos padronizados a serem aplicados nas diversas fases das operações (CCA-IMO, 2020).

O código *IMSBC* classifica os granéis sólidos em três grupos, em relação ao risco associado ao manuseio e transporte: Grupo *A* (carga com risco de liquefação), Grupo *B* (carga com risco químico), Grupo *C* (carga sem risco de liquefação ou risco químico).

De acordo com esse código, as cargas susceptíveis à liquefação são aquelas que possuem uma determinada proporção de partículas finas e umidade, que podem se liquefazer se forem embarcadas com uma umidade acima do Limite de Umidade Transportável (*TML*) (IMO, 2018).

O *TML* é o teor máximo de umidade que é considerado seguro para o transporte marítimo da carga. Esse teor não é fixo para toda carga, uma vez que as características relacionadas ao risco de liquefação são variáveis dependendo do material, e é determinado por testes de laboratório apresentados no Código *IMSBC*. Nos casos em que a umidade do minério esteja acima do *TML*, é proibido o embarque da carga.

O código *IMSBC* estabelece nomes padronizados para as cargas, denominados Nome para Embarque de Carga a Granel (*BCSN – Bulk Cargo Shipping Name*). O *BCSN* correspondente a “Concentrado de Minério de Ferro” é definido no código como minérios

processados nos quais o componente de valor foi enriquecido por meio da eliminação de ganga. Esses minérios são classificados como Grupo A e são indicados os testes *Proctor/Fagerberg*, *Flow Table* ou *Penetration* para determinação do *TML* dos mesmos (IMO, 2018). Em vocabulário mais comum no setor de mineração, correspondem aos concentrados de *pellet feeds* e de *sinter feeds*.

3.7. Liquefação

O fenômeno de liquefação de solos tem sido muito estudado, devido às consequências desastrosas de sua ocorrência quando afeta estruturas civis como barragens e construções. Recentemente, no Brasil, ocorreram dois casos de tragédias ocasionadas pela liquefação em barragem de rejeitos. Em alguns países expostos a eventos sísmicos, como por exemplo o Japão, são frequentes os casos de liquefação dos solos durante terremotos. Esse assunto é complexo e ainda possui um amplo campo de estudos em desenvolvimento, sendo fonte de discussões na literatura geotécnica, com tópicos controversos, principalmente em relação à liquefação de solos não saturados.

De acordo com KRAMER, 1996, a liquefação corresponde a uma série de fenômenos diferentes, mas relacionados entre si, que resultam na deformação de solos não coesivos e saturados, causada por compactações monotônicas (originadas por estruturas apoiadas sobre o solo ou mesmo pelo peso do próprio material, os quais causam uma tensão cisalhante estática, numa direção fixa) ou cíclicas (originadas por terremotos, detonações, tráfego, e outros tipos de vibração, variáveis com o tempo) em condições não drenadas. Sendo que todos estes fenômenos têm em comum a geração de um excesso de poropressão.

Já de acordo com JEFFERIES, 2016, a liquefação não se trata necessariamente de um processo não drenado, pois o excesso de poropressão pode se movimentar através do solo ao longo do tempo. Além disso, estudos realizados recentemente têm mostrado que a liquefação também pode ocorrer em solos coesivos e não saturados.

Para KRAMER, 1996, a avaliação dos riscos relacionados ao fenômeno de liquefação de solos engloba basicamente três etapas: determinar se o solo é susceptível à liquefação, caso positivo, determinar se há possibilidade de ocorrência e, caso positivo, avaliar os danos resultantes.

Há vários critérios existentes para avaliar a propensão de um solo a esse fenômeno: critério histórico, geológico, composicional e de estado (FERREIRA, 2019).

Em casos de liquefação de minério de ferro embarcados em navios graneleiros, a compactação ocorre por meio da acomodação do material a granel nos tanques e das vibrações geradas, principalmente, pelos motores e movimentos periódicos de navegação, que causam a redução do volume de espaços entre as partículas. Devido a isto, a carga fica menos aerada e as partículas de água presentes no material sofrem um aumento de pressão. Este aumento da pressão da água reduz o atrito entre as partículas sólidas, possibilitando o deslizamento da carga com o efeito de gravidade. A movimentação da carga dentro dos porões pode impactar na estabilidade dos navios, ou seja, na tendência da embarcação de retornar ao equilíbrio após ser inclinada a partir da posição vertical (KOBYLINSKI e KASTNER, 2003).

Quando ocorre a liquefação da carga sólida a granel, a mesma perde a estabilidade e passa a se comportar como um líquido denso e viscoso, como mostram as *Figuras 3.14 e 3.15*. A carga liquefeita passa a se movimentar livremente no porão do navio, em geral com diferença de fase com relação à embarcação, ou seja, enquanto o navio se move para um lado, a carga se move na direção oposta (FERREIRA, 2019).

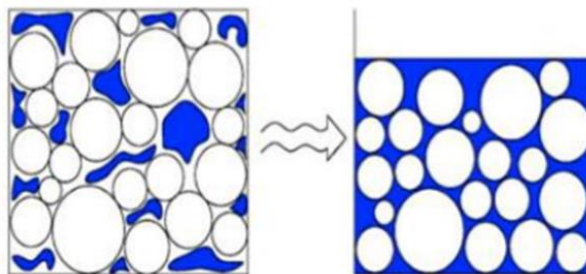


Figura 3.14 – Liquefação como resultado da compactação do material.

Fonte: CORRENT, 2017.



Figura 3.15 – Minério de ferro antes (esquerda) e após a liquefação (direita) em porão de um navio.

Fonte: CORRENT, 2017.

A carga liquefeita pode se estabilizar novamente, pois a liquefação é um fenômeno reversível (GREEN e KIRBY, 1981). No entanto, o material pode se estabilizar de modo a acumular em um dos lados do porão do navio durante um movimento de balanço mais extremo, fazendo com que ele fique em desequilíbrio e adorne ou até mesmo emborque (ANDREI e PAZARA, 2013).

De acordo com TWG (2013), para navios de porte *Capesize* a estabilidade não é comprometida até que 50% da carga tenha se movimentado significativamente. Além disso, navios *Handymax* e *Handysize* possuem menor reserva de estabilidade para cargas de elevada densidade, como finos de minério de ferro.

Considerando que o grau de saturação do material influencia diretamente no potencial de liquefação, e que tanto o grau de saturação inicial quanto a distribuição de saturação ao longo da viagem dependem da umidade inicial do minério, o controle da umidade é uma ferramenta efetiva na prevenção da liquefação de cargas durante o transporte marítimo.

3.8. Acidentes no Transporte de cargas de Minério de Ferro

Os navios e suas tripulações estão sujeitos a uma série de riscos e acidentes que ocorrem frequentemente. Cerca de 2.000 marinheiros perdem a vida em acidentes anualmente. De acordo com INTERCARGO, 2018, entre 2008 e 2017 ocorreram 53 acidentes com perda total de navios graneleiros de porte superior a 10.000 dwt, totalizando 202 fatalidades, conforme *Tabela 3.4*. A idade média das embarcações acidentadas era de 24,2 anos e as três principais causas atribuídas a esses acidentes foram: encalhe, liquefação/deslocamento da carga e alagamento.

Tabela 3.4 – Número de perdas de vidas e navios.

Fonte: INTERCARGO, 2018.

Causas Reportadas	Vidas Perdidas	Navios Perdidos
<i>Deslocamento na carga/liquefação</i>	101	9
<i>Colisão</i>	0	4
<i>Explosão</i>	16	3
<i>Inundação</i>	14	8
<i>Encalhamento</i>	10	22
<i>Estrutural</i>	0	1
<i>Desconhecida</i>	61	6
Total	202	53

O principal motivo das mortes de tripulantes no período avaliado foi a liquefação de carga e o deslocamento de carga, resultando em 101 fatalidades, o que representa 50% do total de mortes.

Segundo a INTERCARGO, 2016, nos últimos 10 anos a liquefação se tornou uma das maiores preocupações no transporte de cargas sólidas a granel. Entre 2009 e 2013, houve um aumento considerável na taxa de ocorrência de liquefação de cargas, provavelmente resultado do brusco crescimento no comércio de *commodities* minerais.

Em 2015, o navio graneleiro *Bulk Jupiter*, de 56.000 toneladas, afundou a cerca de 300 km a sudoeste do Vietnã devido à liquefação de sua carga. Apenas 1 dos 19 membros de sua tripulação sobreviveu ao acidente. Já mais recentemente, em março de 2017, o navio de carga *Stellar Daisy* também afundou subitamente enquanto transportava 260.000 toneladas de minério de ferro do Brasil para a China. De 24 tripulantes, 22 continuam desaparecidos. A possível causa deste último acidente também foi liquefação da carga (HYPESCIENCE, 2018).

Nos últimos 25 anos, as principais cargas causadoras de acidentes relacionados à liquefação foram: minério de ferro fino, minério de níquel e bauxita (INTERCARGO, 2018).

3.9. Umidade – Minério de Ferro

Considerando o grande volume de cargas movimentadas, a verificação do teor de água contido nos concentrados de minério de ferro é uma questão tecnológica relevante e os métodos de determinação destes teores devem garantir o embarque da carga dentro dos padrões exigidos.

Na indústria da mineração, o controle de umidade dos produtos é realizado rotineiramente, e seu teor pode ser expresso de várias maneiras. Seguem os termos e conceitos mais utilizados:

- Umidade em massa base úmida (umidade mineira): geralmente é a razão entre a massa de água e a massa total (água + minério), expressa em percentual. Para minério de ferro no Brasil, a norma de referência para sua determinação é a NBR ISO 3087 (ABNT, 2012).
- Umidade em massa base seca (teor de umidade gravimétrico, ou umidade geotécnica, w): razão entre a massa de água e a massa seca do solo, expressa em percentual (ABNT, 1986).

- Umidade volumétrica base úmida (teor de umidade volumétrico, Θ): razão entre o volume de água e o volume total. Quando essa razão é multiplicada por 100, pode ser denominada *water porosity* (n_w) e representa o percentual volumétrico de água no solo (FERREIRA, 2019).
- Umidade volumétrica base seca (e_v): razão entre o volume de água e o volume de sólidos, expressa em percentual.

Qualquer carga do Grupo A, classificada de acordo com o estabelecido pela IMSBC, deve possuir um certificado ou declaração de *Moisture Content* (*MC* – Conteúdo de Umidade), que corresponde à quantidade de umidade presente na carga, para ser transportada por via marítima. O *MC* é calculado por meio de testes que devem ser realizados no máximo 7 dias antes do embarque. O procedimento para realização destes testes é simples, normalmente a amostra do minério de ferro é pesada e, logo em seguida, aquecida em forno de secagem, fazendo com que toda a umidade seja removida. Com isso, o peso da amostra diminui e a diferença de pesos é a quantidade de umidade presente na amostra inicial. Seu percentual representa o *MC* (MUNRO, 2015).

É obrigatório que o *MC* da carga de minério de ferro seja inferior a seu Limite de Umidade Transportável (*TML*) para que o embarque seja permitido.

A influência que a água presente em meio aos vazios entre as partículas sólidas exerce no comportamento do material se dá em vários aspectos, como ângulo de repouso, massa específica aparente, resistência, etc. O grau desta influência é dependente da quantidade de água presente. Levando-se em consideração a mecânica dos solos, o comportamento dos solos basicamente se divide de acordo com duas situações, relacionadas ao grau de saturação (*S*), que corresponde ao percentual de vazios preenchidos por água. De um lado têm-se a mecânica dos solos saturados ($S = 100\%$), que são solos que possuem 100% dos vazios preenchidos por água, e por outro lado, tem-se a mecânica dos solos não saturados ($S < 100\%$), que possuem vazios preenchidos por água e ar (FERREIRA, 2019).

Em relação à água em meio a sólidos particulados não saturados, há dois fluidos, ar e água, que exercem uma pressão em meio aos contatos com os sólidos, conhecida como poropressão, decorrente do princípio de Pascal, que diz que o acréscimo de pressão produzido em um fluido em equilíbrio é transmitido integralmente a todos os pontos fluido, em todas as direções. Portanto, as pressões agindo sobre a membrana são a poropressão do ar (μ_a) e a

poropressão da água (μ_w), sendo maior a pressão do ar. A diferença entre as pressões $\mu_a - \mu_w$ corresponde à sucção mátrica ou pressão capilar (FREDLUND, 2012).

3.10. Estado de Compactação

Considerando que os minérios a granel são sistemas particulados, pode-se dizer que são compostos por inúmeras partículas de várias formas e tamanhos, em contato umas com as outras, que formam um arranjo conhecido como esqueleto, responsável por transmitir as cargas às quais o material é submetido por meio dos contatos entre as partículas. Estes contatos geralmente apresentam natureza essencialmente friccional. Em alguns casos, no entanto, existe certo grau de cimentação entre as partículas (FERREIRA, 2019).

A proximidade entre as partículas, formando o arranjo, influencia o volume de vazios entre elas e, devido a isso, tem relação direta com o comportamento dos sólidos particulados. Quanto mais denso, ou compacto, for o arranjo, maior será a sua rigidez e resistência e menor será sua permeabilidade.

Para caracterizar o estado de compactação das partículas, uma medida bastante utilizada é o índice de vazios (e), que pode ser compreendido como a razão entre o volume de vazio (V_v) e o volume de sólidos (V_s):

$$e = V_v/V_s \quad (1)$$

Outro parâmetro amplamente usado é a porosidade (n), que consiste na razão entre o volume de vazios (V_v) e o volume total (V_t) (FERREIRA, 2019):

$$n = V_v/V_t \quad (2)$$

3.11. Testes de Compactação

No processo de compactação de sólidos particulados a massa específica aparente dos mesmos é elevada por meio da aplicação de métodos mecânicos (impacto, vibração, pisoteamento ou compressão estática), e pode ser considerado como um processo de pré-carregamento do material por expulsão de ar (LEROUEIL e HIGHT, 2013).

Os testes de compactação por impacto, como o caso do teste de *Proctor/Fagerberg* Modificado para Finos de Minérios de Ferro, possuem como base um método desenvolvido na década de 1930 por Porter para determinar a umidade ótima de compactação para construção

de rodovias. Este método foi padronizado e publicado posteriormente por Proctor (1933) e, com o passar do tempo, foi modificado, alterando-se principalmente a energia de compactação, de modo a representar melhor novos métodos e equipamentos de compactação usados em campo.

Testes deste tipo consistem basicamente na compactação do solo em um molde cilíndrico usando um soquete que fornece a energia desejada por meio das quedas de um martelo. A energia de compactação por impacto consiste na medida do trabalho mecânico executado sobre o solo por unidade de volume (kJ/m^3) (BASHEER, 2001).

São realizados vários ensaios, alterando-se a umidade do solo. Para cada teste, a massa específica aparente úmida é determinada a partir do volume do corpo de prova e sua massa e, ao se descontar a umidade medida, é possível calcular a massa específica aparente seca (ρ_d) em g/cm^3 , conforme NBR 7182:2016 (ABNT 2016), que consiste na massa seca de solo dividida pelo volume total.

Os testes de *Proctor* possuem como resultado a curva de compactação (Figura 3.16), na qual são plotadas no eixo das ordenadas a massa específica aparente seca e no eixo das abscissas a umidade em massa base seca.

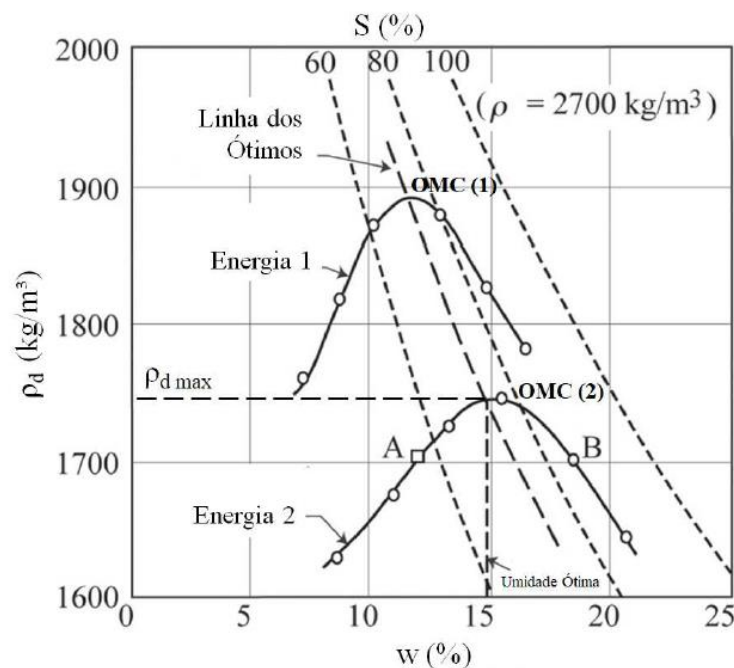


Figura 3.16 – Exemplo de curva de compactação de um solo compactado sob dois níveis de energia

Fonte: FERREIRA, 2019.

De acordo com Ferreira (2019), para a maioria dos solos, as curvas de compactação apresentam formato de sino. O pico da curva representa a massa específica seca máxima (ρ_{dmax})

e a umidade neste ponto é conhecida como umidade ótima de compactação (*optimum moisture content* - *OMC*). As umidades inferiores à *OMC* se encontram na porção denominada ramo seco, já as umidades posteriores à *OMC* se encontram na porção denominada ramo úmido. Normalmente adiciona-se aos gráficos as curvas de isosaturação, principalmente a correspondente a $S=100\%$, que limita a localização das curvas de compactação.

A curva de compactação alterna-se conforme a energia aplicada, sendo que se desloca para a esquerda com maiores energias, obtendo-se maior ρ_{dmax} e menor *OMC*. No entanto, observa-se que o grau de saturação não fica muito diferente ao se variar a energia de compactação, e a linha dos ótimos é em sua essência uma linha de grau de saturação constante (LEROUEIL e HIGHT, 2013). A *OMC*, bem como ρ_{dmax} , não são índices físicos característicos de um solo, já que dependem da energia de compactação aplicada (MASSAD, 2016).

Para explicar o comportamento dos solos em relação à compactação e aos formatos das curvas ρ_d x Umidade, foram propostas diversas hipóteses. Segundo Proctor (1933), em determinados solos ocorre um decréscimo inicial de ρ_d quando o material está quase seco, o que se explica devido ao efeito da tensão capilar causado pelo fino filme de água que recobre as partículas, dificultando sua movimentação para formação de um arranjo mais compacto.

Com adição de água, há um aumento de ρ_d no ramo seco da curva, visto que a água atua de forma similar a um lubrificante neste caso. Este processo de lubrificação atinge um limite quando os vazios são preenchidos pela água e por uma parcela de ar que a compactação não consegue remover. Neste ponto o solo alcança o ρ_{dmax} de acordo com o método e energia de compactação usados, correspondendo ao *OMC*.

Já no ramo úmido, com o aumento da umidade a água passa a substituir os sólidos no molde e, considerando a massa específica da água inferior à dos sólidos, ρ_d diminui. Em decorrência do ar remanescente na forma de bolhas em meio à água, que não pode ser removido pela compactação devido à redução da permeabilidade do ar que ocorre após o ponto ótimo de compactação, nenhum método de compactação é capaz de atingir a completa saturação do solo e, por isso, a curva nunca toca a linha de 100% de saturação (LEROUEIL e HIGHT, 2013).

Em relação à fase gasosa, vários estudos comprovaram que no ramo seco o ar é uma fase contínua, enquanto no ramo úmido ocorre ocluso, na forma de bolhas, sendo que há uma redução abrupta da permeabilidade do ar quando a umidade se aproxima do *OMC* (LANGFELDER *et al.*, 1968). De acordo com Olson (1963), a ρ_{dmax} é atingida quando a

permeabilidade do ar é tão pequena que o ar remanescente não pode ser expelido e, com isso, ρ_d não pode mais aumentar.

A sucção (s) é um importante fenômeno para o comportamento do solo frente à compactação. De acordo com LEROUEIL e HIGHT (2013), tal fenômeno influencia na massa específica aparente e na estrutura do solo resultante da compactação. A sucção varia ao longo da curva de compactação, sendo que é maior no ramo seco e decresce continuamente com o aumento da umidade na qual o solo é compactado (GENS *et al.*, 1995). A queda da sucção com a elevação da umidade gera redução da resistência do solo.

3.12. Interação entre partículas de diferentes tamanhos em um sólido compactado

Os efeitos estruturais no sólido compactado causados pela interação entre partículas de diferentes tamanhos são descritos por CHAN e KWAN, 2014.

- Efeito de preenchimento (*filling effect*): ocorre quando partículas finas ocupam os vazios entre as partículas grossas, quando há predominância destas últimas.
- Efeito de ocupação (*occupying effect*): ocorre quando partículas grossas geram um volume de sólidos no lugar do volume de vazios entre partículas finas, em casos em que as partículas finas são maioria.
- Efeito de afrouxamento (*loosening effect*): é quando as partículas grossas são maioria e as partículas finas não são pequenas o suficiente para preencher os vazios entre as partículas grossas sem causar perturbação no empacotamento destas.
- Efeito parede (*wall effect*): acontece quando as partículas finas são maioria e o empacotamento regular destas partículas é interrompido pela superfície sólida das partículas grossas, atuando como paredes. Isso acarreta na formação de vazios maiores entre partículas finas e grossas em comparação aos vazios entre as partículas finas.
- Efeito encapsulamento (*wedging effect*): acontece tanto quando a maioria das partículas são finas quanto quando são grossas. Quando há mais partículas grossas, partículas finas isoladas podem permanecer entre os contatos de duas partículas grossas ao invés de preencher os vazios entre elas. Neste caso, as partículas finas afastam as partículas grossas, gerando mais vazios. Quando há mais partículas finas, as partículas grossas se dispersam de forma que geralmente há muito espaço entre

as partículas grossas, preenchido por partículas finas. No entanto, pode acontecer deste espaçamento não ser uniformemente distribuído, podendo ser alguns deles relativamente pequenos, de maneira a não comportar nem mesmo uma camada de partículas finas. Com isso, há um aumento do volume de vazios.

Os efeitos de ocupação e preenchimento na maioria dos casos elevam ρ_d , reduzindo o volume de vazios. Já os efeitos de parede e afrouxamento normalmente reduzem ρ_d e elevam o volume de vazios. Os efeitos discutidos nesse trabalho foram simplificados, considerando materiais bifásicos (partículas grossas e finas), mas em situações reais há uma complexidade maior e é normal a combinação entre eles (FERREIRA, 2019).

Com base na sua distribuição granulométrica, um sólido particulado pode se classificar como bem graduado, em casos em que não há excesso ou falta de partículas em nenhum intervalo granulométrico, ou como mal graduado, em casos em que grande proporção das partículas apresenta tamanhos dentro de uma faixa estreita (material uniforme), ou em casos em que há presença de partículas de tamanhos grande e pequeno, mas há proporção relativamente pequena de materiais de tamanho intermediário (material não uniforme) (KNAPPETT e CRAIG, 2012).

3.13. Limite de Umidade Transportável (*TML*) – Minério de Ferro

Para minimizar o risco de liquefação de cargas sólidas a granel do Grupo A, a *IMO* estabeleceu um arcabouço regulatório, possuindo como foco principal a limitação e controle da umidade do material embarcado. Nesse arcabouço, foi definido que o Código Marítimo Internacional para Cargas Sólidas a Granel (Código *IMSBC*) é o principal instrumento regulatório internacional para mitigação do risco de liquefação de cargas sólidas a granel durante o transporte marítimo e que materiais susceptíveis à liquefação são classificados como cargas do Grupo A (*IMO*, 2018).

Para cargas do Grupo A, o *IMSBC* estabelece uma umidade máxima abaixo da qual o material pode ser transportado com segurança, correspondente ao Limite de Umidade Transportável (*TML*). O *TML* de cada carga deve ser determinado por testes de laboratório em amostras representativas do produto e seu resultado é válido por 6 meses, desde que não haja variação na carga, ocasionada por qualquer motivo. No caso de variação na carga, o *TML* deve ser determinado novamente e o certificado deve ser revisado.

3.13.1. Métodos de determinação do *TML*

O Código *IMSBC* determina que o *TML* deve ser definido por meio de testes aprovados por uma autoridade competente, e atualmente fornece cinco opções de procedimentos laboratoriais aprovados pela *IMO* para determinação desse parâmetro: teste *Flow Table* (presente no Código desde 1965), teste *Penetration* (incluído no Código em 1994), teste de Proctor/Fagerberg (incluído no Código em 1994), teste de *Proctor/Fagerberg* Modificado para Finos de Minério de Ferro, ou *PF80* (incluído no Código em 2015) e o teste de *Proctor/Fagerberg* Modificado para Carvão (incluído no Código em 2017). Para concentrados de minério de ferro são utilizados os três primeiros testes, e apenas o *PF80* é utilizado para determinação do *TML* de finos de minério de ferro, desde que alguns pré-requisitos sejam atendidos (FERREIRA, 2019).

3.13.1.1. Teste *Flow Table* (*FTT*)

Esse teste pode ser aplicado em materiais com partículas de tamanho máximo de 1 mm e, em alguns casos, pode ser aplicado em sólidos com partículas de até 7 mm.

O procedimento se dá por meio da compactação da amostra em um molde tronco-cônico disposto sobre uma mesa com movimentação vertical, usando um soquete de mola com pressão calibrada para reproduzir a pressão máxima à qual o minério é submetido normalmente em uma pilha de embarque. Após o molde ser removido, são efetuadas 25 quedas da mesa a uma altura de 12,5 mm. Este procedimento é repetido em diferentes umidades para o material testado. No momento em que uma deformação plástica é observada na amostra após as quedas, têm-se o *Flow Moisture Point* (*FMP*). A *IMO* define no Código *IMSBC* que o *FMP* é a umidade (em massa base úmida) na qual um estado de fluxo é desenvolvido na amostra (IMO, 2018).

De acordo com o *FTT*, o *TML* é definido como 90% da umidade em massa base úmida correspondente ao *FMP*. Um exemplo de aparato deste teste é representado na *Figura 3.17*.



Figura 3.17 – Aparato do teste *Flow Table*.

Fonte: LAARMANN, 2021.

3.13.1.2. Teste *Penetration* (PNT)

Este teste foi desenvolvido como uma alternativa ao *Flow Table*, superando-o em algumas características, principalmente em relação aos limites de granulometria e pequeno tamanho de amostra. O tamanho máximo de partícula das amostras testadas no teste *Penetration* pode chegar até 25 mm.

O procedimento é baseado na relação entre a perda de resistência ao cisalhamento por meio de aplicação de vibração cíclica e liquefação, e é executado com a compactação da amostra em um cilindro através de um soquete de mola (similar ao usado no *FTT* e calibrado da mesma forma). Após isso, um bit metálico de penetração, de massa padronizada, é colocado sobre a amostra e, em seguida, o mesmo aplica uma vibração com aceleração de 2 G RMS (*Root Mean Square*) e 50 a 60 Hz de frequência. O *FMP* é atingido na umidade na qual o bit penetra 50mm ou mais na amostra durante a vibração. O *TML* é definido como 90% do *FMP*, bem como no *FTT*. Um exemplo de aparato utilizado para realização deste teste é representado na *Figura 3.18*.



Figura 3.18 – Aparato do teste *Penetration* e amostras de teste com concentrado de minério.

Fonte: FERREIRA, 2019.

3.13.1.3. Teste de *Proctor/Fagerberg* (PFC70)

Este teste foi desenvolvido por um grupo de pesquisadores da Associação de Mineração da Suécia, com o objetivo de investigar a relação entre umidade e estabilidade de concentrados minerais a bordo de navios, desenvolvendo uma metodologia simples para a determinação de uma umidade crítica que demarcasse um limite seguro para transporte deste tipo de material (FERREIRA, 2019).

De acordo com FAGERBERG (1965), levando-se em consideração que o excesso de poropressão da água ocorre quando o material particulado é submetido ao carregamento cíclico, causado pelos movimentos do navio, e sofre compactação, a umidade crítica corresponde aquela na qual a água poderia ocupar os vazios, mesmo na compactação máxima atingida pelo material. Nas umidades inferiores a este valor crítico não haveria geração de excesso de poropressão, pois mesmo acontecendo a compactação, a água poderia ser contida nos vazios, garantindo uma condição segura para o transporte. Conforme o autor, este raciocínio seria aplicável a concentrados que retenham a água nos vazios, já que em caso contrário a água pode percolar para a base da pilha, aumentando a saturação nesta área.

Fagerberg, então, propôs a determinação da umidade crítica por meio de uma adaptação do teste de compactação de *Proctor*, admitindo que esta umidade poderia ser indicada pelo *OMC*. Sendo o concentrado empilhado e carregado com uma umidade localizada no ramo seco da curva de compactação, não haveria risco de liquefação. No entanto, de modo a representar o estado de compactação dos minérios concentrados nas pilhas embarcadas, deveria haver calibração da energia de compactação do teste.

Para isto, foram coletadas amostras de minérios concentrados em 85 embarcações, sendo divididos em 4 grupos: concentrados magnetíticos com distribuição granulométrica ampla, concentrados magnetíticos/hematíticos com distribuição magnética bitolada, concentrados de flotação (pirita, calcopirita, galena, esfalerita, hematita e ilmenita) e escória de pirita, todos apresentando P_{80} ³ inferior a 0,150 mm (FERREIRA, 2019).

Determinou-se então o índice de vazios e a umidade dessas amostras, sendo que estas correspondiam a corpos de prova indeformados coletados durante a descarga dos navios, em diversos pontos das pilhas. Os resultados apresentaram o mesmo grau de compactação no centro

³ P_{80} : Abertura através da qual 80% do material passa no processo de peneiramento.

e na base das pilhas, evidenciando pouca influência da altura das pilhas. Apesar de alguns dos navios enfrentarem mau tempo durante a viagem, todos chegaram em segurança ao destino.

Com intuito de calibrar a energia de compactação do teste, *Fagerberg* então executou testes utilizando cinco soquetes, mas mantendo fixo o número de camadas da amostra (5 camadas), o número de quedas do soquete por camada (25 quedas) e o volume do molde (1.000 cm³) (FERREIRA,2019).

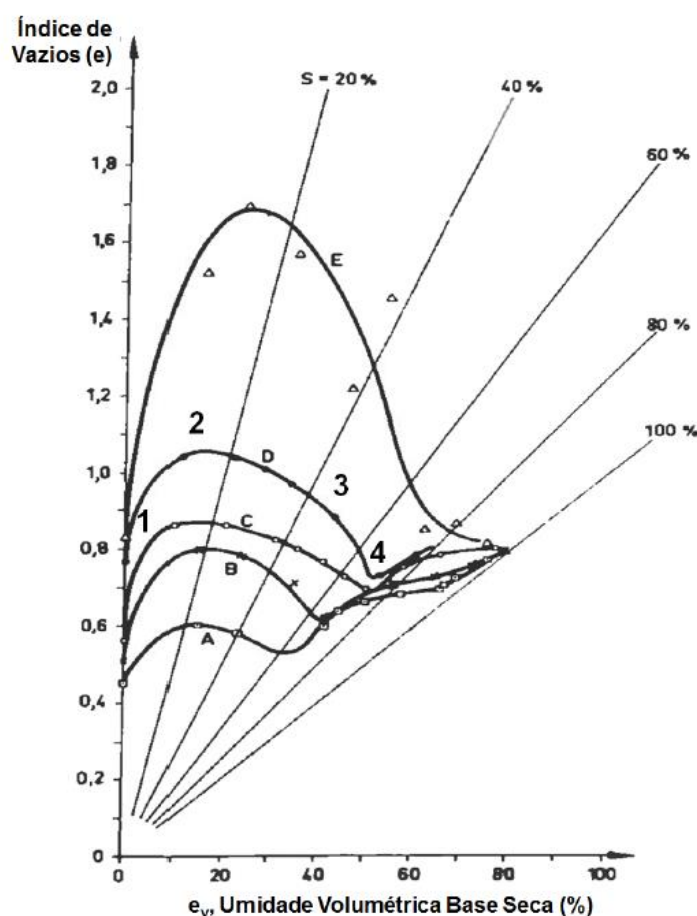


Figura 3.19 – Gráfico de curvas de compactação de Fagerberg para concentrado magnético em diferentes energias.

Fonte: FERREIRA, 2019.

Conforme as curvas de compactação de concentrados, quando o material é compactado em baixas umidades são formados aglomerados em decorrência das forças capilares, dificultando a compactação, e o índice de vazios aumenta gradativamente até chegar a um ponto máximo (*Figura 3.19* – ponto 1 ao 2). Com o aumento da adição de água, os aglomerados são progressivamente quebrados, reduzindo o índice de vazios (*Figura 3.19* – ponto 2 ao 3), até se chegar à umidade ótima (*OMC*), na qual obtém-se o índice de vazios mínimo (ponto 4). Deste ponto em diante, a elevação de umidade não resulta em densidades mais elevadas, já que a

compressão exercida pelo soquete é neutralizada pelo excesso de poropressão da água (FAGERBERG e STAVANG, 1971).

Em seu estudo, Fagerberg concluiu que o grau de compactação de concentrados embarcados se encontra entre as curvas de compactação obtidas pelos soquetes *C* e *D* (Figura 3.19), selecionando o soquete *C* (85,84 kJ/m³) para considerar uma margem de segurança (obtenção de menor índice de vazios).

O *OMC* apresentou grau de saturação superior a 70% para todos os concentrados. Com isso, a umidade crítica foi definida como aquela correspondente a 70% de saturação.

Desse modo, obteve-se o teste de *Proctor/Fagerberg (PFC70)* para determinação da umidade crítica para transporte marítimo de concentrados. Adicionou-se ao método um tamanho limite das partículas de 5mm. Inicialmente o método foi adotado na Suécia e posteriormente pela *IMCO*, atual *IMO* (FERREIRA, 2019).

O teste *PFC70* utiliza a umidade em massa base úmida e algumas variáveis e fórmulas pouco usuais na mecânica dos solos, que serão abordadas a seguir, conforme consta no Código *IMSBC* (IMO, 2018).

- Umidade Volumétrica Base Seca (e_v): variável já definida no item 3.8 dessa dissertação, é expressa em percentual relativo ao volume de sólidos. Para cálculo desse parâmetro, utiliza-se a equação (3). Considerando a massa específica da água como 1 g/cm³ e desenvolvendo-se a equação (3) acima, obtém-se a equação (4):

$$e_v = \frac{m_w}{m_s} \times 100 \times \rho \quad (3)$$

$$e_v = \frac{V_w}{V_s} \times 100 \quad (4)$$

- Índice de Vazios (e): consiste na relação (5) entre o volume de vazios e o volume de partículas sólidas:

$$e = \frac{V - V_s}{V_s} \quad (5)$$

- Grau de Saturação (S): é o percentual de vazios entre as partículas preenchidos por água, em volume. A seguinte equação (6) é indicada pelo Código *IMSBC* para o cálculo de S :

$$S = \frac{e_v}{e} \quad (6)$$

A curva de compactação é plotada a partir dos dados de índice vazios (e), umidade volumétrica base seca (e_v) e grau de saturação (S) (Figura 3.20), sendo o eixo das abscissas composto por e_v e o eixo das ordenadas por e . Visto que $S = e_v / e$, as retas de isosaturação são calculadas como uma função linear passando pela origem ($y = ax$), onde $e = 1/S \times e_v$. Tais retas são fixas e independentes da amostra testada (FERREIRA, 2019).

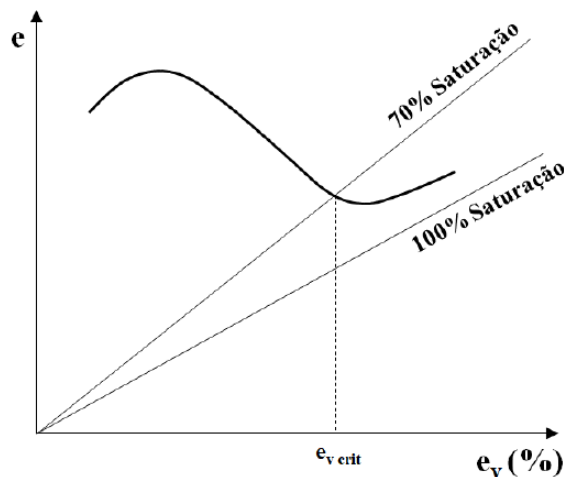


Figura 3.20 – Curva de compactação de Proctor/Fagerberg.

Fonte: FERREIRA, 2019.

A partir do gráfico, obtém-se o valor da umidade crítica, $e_{v\ crit}$, correspondente ao ponto em que a curva de compactação intercepta a reta de 70% de saturação e, então, é possível calcular o valor do TML utilizando-se a equação (7) a seguir, na qual ρ é a massa específica dos sólidos em g/cm^3 .

$$TML = \frac{100e_{v\ crit}}{100\rho + e_{v\ crit}} \quad (7)$$

Esta equação corresponde a um cálculo de umidade em massa base úmida, evidenciando que o TML do teste $PFC70$ corresponde simplesmente à umidade na qual 70% dos vazios entre as partículas estão preenchidos por água, como demonstrado a seguir pela equação (8):

(8)

$$\begin{aligned}
 TML &= \frac{100e_{v\text{ crit}}}{100\rho + e_{v\text{ crit}}} = \frac{100\left(\frac{V_w}{V_s} \times 100\right)}{100\rho + \left(\frac{V_w}{V_s} \times 100\right)} = \left(\frac{100^2 V_w}{V_s}\right) \times \left(\frac{V_s}{100\rho V_s + 100V_w}\right) \\
 &= \frac{100^2 V_w}{100\left(\frac{m_s}{V_s}\right) V_s + 100V_w} = \frac{V_w}{m_s + V_w} \times 100
 \end{aligned}$$

Como a massa específica da água é 1 g/cm^3 , é possível substituir o volume de água V_w pela massa de água m_w , obtendo-se dessa forma a equação (9) (FERREIRA, 2019):

$$TML = \frac{m_w}{m_s + m_w} \times 100 \quad (9)$$

A *Figura 3.21* apresenta aparatos utilizados para realização do teste *PCF70*.



Figura 3.21 – Aparatos teste Proctor/Fagerberg.

Fonte: TORRESGEOTECNIA, 2016.

Levando-se em conta sua simplicidade em comparação com métodos sofisticados da geotecnia para avaliação da susceptibilidade à liquefação dos solos, os testes de *TML* da *IMO* são algumas vezes criticados (MUNRO, 2017). No entanto, quando uma carga é classificada no Grupo A, já se sabe que ela é susceptível à liquefação. A função do teste de *TML* é determinar a umidade máxima na qual o grau de saturação seja baixo o suficiente para que não ocorra liquefação e, conseqüente, instabilidade da pilha nas condições de carregamento cíclico às quais submete-se a carga durante o transporte marítimo (FERREIRA, 2019).

O *TML* não corresponde a um parâmetro de resistência à liquefação, mas sim a um valor de umidade e os testes *FTT*, *PNT* e *PFC70* não consistem em medidas diretas do potencial de liquefação de cargas sólidas a granel (TWG, 2013). A resistência à liquefação está relacionada à energia ou cisalhamento demandado para que o solo se liquefaça quando ele já se encontra em condição de risco, normalmente saturado ou próximo à saturação (HUANG e YU, 2017).

O fato destes testes de *TML* serem simples e com aplicabilidade ao redor do mundo, sendo facilmente implementáveis em qualquer país, possivelmente foi um aspecto levado em consideração pela *IMO* ao adotá-los (FERREIRA, 2019).

3.13.1.4. Teste de *Proctor/Fagerberg* Modificado para Finos de Minérios de Ferro (*PFD80*)

Com objetivo de desenvolver um método de determinação do *TML* de finos de minério de ferro, TWG (2013) quis calibrar um dos testes presentes no Código *IMSBC*, buscando manter a filosofia de se usar um teste simples e direto, que tenha como resposta uma umidade limite abaixo da qual é seguro o transporte de cargas.

Por ser o mais objetivo, fornecer parâmetros geotécnicos e por resultar em valores de *TML* compatíveis com o histórico de transporte seguro, TWG entendeu que o teste de *Proctor/Fagerberg* seria a melhor opção. Além disso, os testes *FTT* e *PNT* exigem aparato mais complexo e apresentam uma variabilidade maior quando comparados ao teste *PFC70* para um mesmo conjunto de amostras (FERREIRA, 2019).

Resumidamente, o método de *Proctor/Fagerberg* se baseia nas seguintes premissas (FAGERBERG e STAVANG, 1971):

- i. No teste deve ser aplicada uma energia de compactação que gere um corpo de prova com massa específica aparente seca próxima do valor medido em pilhas embarcadas em navios, considerando a mesma umidade.
- ii. O *TML* consiste na umidade crítica, encontrada levando-se em consideração o grau de saturação no ponto de umidade ótima (*OMC*), sendo que umidades superiores a este ponto representam condições de risco de instabilidade para embarcações.

Tais premissas foram verificadas por TWG para realizar a modificação do teste de *Proctor/Fagerberg* para aplicá-lo a finos de minério de ferro, obtendo um *TML* adequado para este tipo de carga, sendo ao mesmo tempo seguro e não restritivo em excesso.

Visando a obtenção da ρ_d das pilhas embarcadas, TWG utilizou a seguinte metodologia (FERREIRA, 2019):

- i. Obtenção da massa de minério em cada pilha embarcada dos navios utilizados no estudado, por meio de medidas de balanças das correias transportadoras durante o carregamento.

- ii. Obtenção do volume das pilhas por meio de escaneamento a laser, após o fim do carregamento.
- iii. Cálculo da massa específica aparente média inicial da pilha a partir do volume e massa medidos e verificação por meio de testes de laboratório certificados.
- iv. Cálculo da massa específica aparente seca a partir da umidade média da carga, obtida por meio de amostras retiradas das correias durante o carregamento.

Foi utilizada a ρ_d média das pilhas devido ao fato de ser um parâmetro rotineiramente determinado em operações de manuseio e estocagem na mineração e por ser exigido pela *IMO* para se determinar o fator de estiva das cargas. Alguns testes realizados por TWG apontaram para o fato de que a variação de ρ_d ao longo da profundidade da pilha não é uniforme, evidenciando que não necessariamente o valor máximo se encontra na base da pilha. O perfil de ρ_d em pilhas de sólidos particulados é complexo em decorrência da forma de construção destas estruturas (SAVAGE,1998; TWG, 2013).

A *Figura 3.22* apresenta um exemplo de comparação entre a curva de compactação obtida pelo teste *PFC70* e a ρ_d média e índice de vazios de uma carga de finos de minério de ferro embarcada. Pode-se observar que a energia de compactação do teste de *PFC70* é excessiva para finos de minério de ferro, gerando ρ_d acima do valor do minério embarcado.

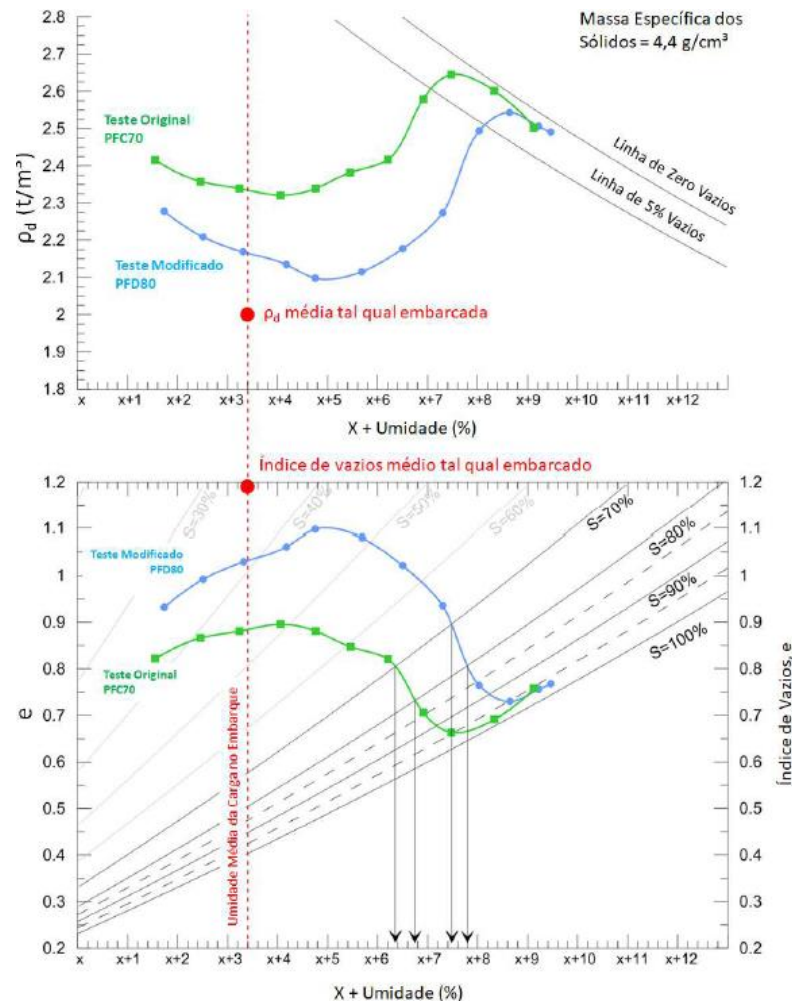


Figura 3.22 – Comparação entre condição tal qual embarcada e curva de compactação dos testes *PFC70* e *PFD80*.

Fonte: FERREIRA, 2019.

TWG calibrou a energia de compactação trocando o soquete usado no teste. Todos os soquetes avaliados originalmente por Fagerberg (1965) foram testados, sendo que os resultados apontaram o soquete denominado *D* (150g de massa e 15 cm de queda, equivalendo a $27,59\text{kJ/m}^3$ de energia de compactação para 25 quedas) como o que resultou no estado de compactação mais similar a realidade dos finos de minério de ferro. Após calibrada a energia de compactação, estabeleceu-se a umidade crítica que definiria o *TML*. Fagerberg, no teste original, definiu como limite a umidade na qual se obtinha 70% de saturação, já que a umidade ótima (*OMC*) dos concentrados por ele analisados ocorria entre 70 e 75% de saturação.

Já TWG (2013) constatou que o *OMC* dos finos de minério de ferro ocorre por volta de 90 a 95% de saturação (Figura 3.23). De acordo com FAGERBERG (1965), o *OMC* correspondia ao limite para se ter uma umidade segura para embarque, então os níveis de umidade de risco para finos de minério de ferro se encontrariam superior a 90% de saturação. Levando-se em consideração essa diferença, TWG propôs uma mudança do limite de umidade

de 70% para 80% de saturação, alterando a margem de segurança adotada por Fagerberg (FERREIRA, 2019).

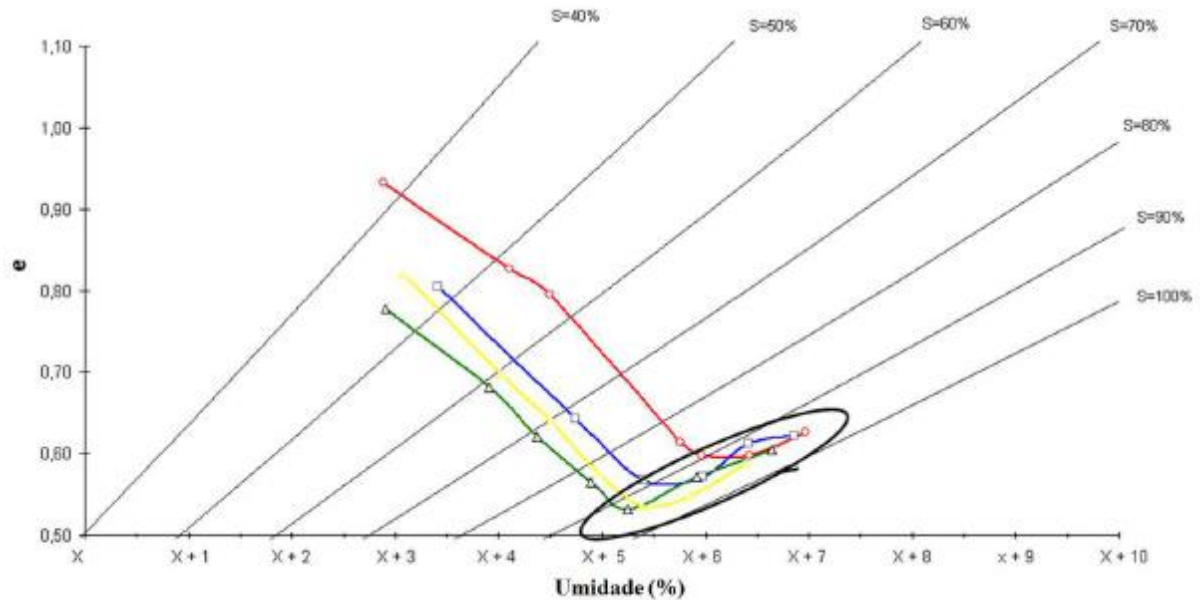


Figura 3.23 – Curvas de compactação do teste *PFD80* para amostras de finos de minério de ferro brasileiros, todas com *OMC* acima de 90% de saturação.

Fonte: FERREIRA, 2013.

O *TML* para finos de minério de ferro foi definido, então, como a umidade na qual o minério atinge 80% de saturação quando compactado sob a energia de $27,59\text{kJ/m}^3$, em conformidade com a curva de compactação do teste modificado *PFD80* (Figura 3.24).

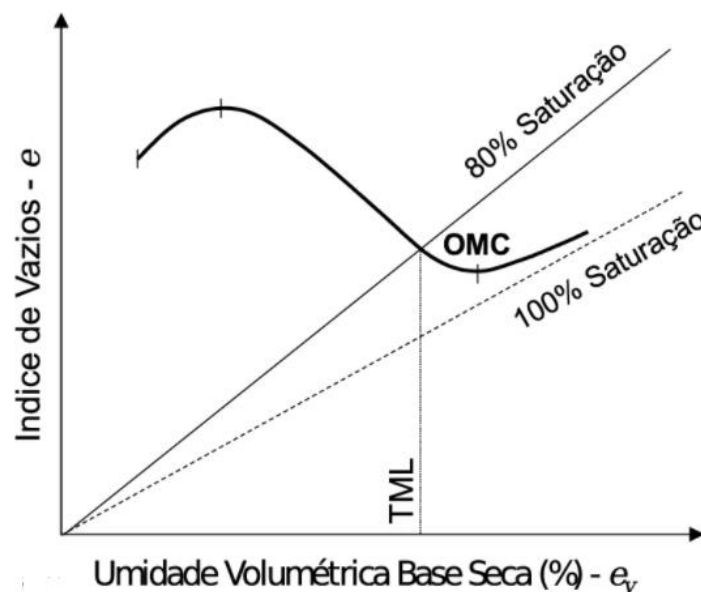


Figura 3.24 – Curva de compactação de Proctor/Fagerberg para o teste *PFD80*.

Fonte: FERREIRA, 2019.

4. METODOLOGIA

4.1. Coleta de Dados

Para desenvolvimento do presente estudo, foram coletados resultados de análises químicas e físicas de todos os embarques de concentrados de minério de ferro do tipo *Pellet Feed*, no período entre agosto de 2017 e outubro de 2020, provenientes de uma mesma mineradora localizada na região da Serra Azul – MG, totalizando 46 carregamentos.

A seleção das amostras teve como premissa a facilidade de acesso ao banco de dados que contém os testes executados durante carregamento dos produtos de minério de ferro. Portanto, esta é caracterizada como uma amostragem não-probabilística por conveniência, na qual admite-se que seus elementos possam representar um universo em estudos exploratórios ou qualitativos (LEVY e LEMESHOW, 1980; LWANGA e LEMESHOW, 1991).

A amostragem por conveniência é adequada e frequentemente utilizada para geração de ideias principalmente em pesquisas exploratórias (OLIVEIRA, 2001). As amostras por conveniência podem ser facilmente justificadas em um estágio exploratório da pesquisa, como uma base para geração de hipóteses e insights (CHURCHILL e LACOBUCCI, 1998; KINNEAR e TAYLOR, 1979), e para estudos conclusivos nos quais o pesquisador aceita os riscos da imprecisão dos resultados (KINNEAR e TAYLOR, 1979).

4.1.1. Análises Físicas

Foram obtidos o percentual de minério retido na malha de 0,150 mm ($>0,150$) e o percentual passante na malha de 0,045 mm ($<0,045$) durante o processo de peneiramento de amostras dos embarques desse material. Todas as análises foram realizadas conforme norma ABNT NBR ISO-4701.

4.1.2. Análises Químicas

Foram analisados, para cada embarque, os seguintes teores químicos, conforme as respectivas normas (*Tabela 4.1*).

Tabela 4.1 – Variáveis químicas e suas respectivas normas para determinação.

Fonte: próprio Autor.

Ferro (Fe)	NBR ISO 2597-1
Sílica (SiO ₂)	NBR ISO 2598-1
Alumínio (Al ₂ O ₃)	NBR ISO 6830
Fósforo (P)	NBR ISO 2599
Manganês (Mn)	NBR ISO 11535
Perda por Calcinação (PPC)	NBR ISO 11536

4.1.3. Umidade e TML

A umidade obtida para realização do estudo em questão corresponde à umidade em massa base úmida (H_2O) (item 3.8) e para sua determinação foi utilizada metodologia de acordo com norma NBR ISO 3087. Para obtenção dos resultados de *TML* dos embarques analisados, foi utilizado o método de *Proctor/Fagerberg (PFC70)*, descrito no item 3.12.1.3 dessa dissertação.

Para o parâmetro *TML*, apenas 12 dos 46 embarques foram testados, visto que não houve alteração significativa das características do produto de minério avaliado e nem das condições para obtenção do mesmo. A mineradora responsável pela comercialização optou por analisar somente os embarques cujo certificado deveria ser renovado, conforme data de validade do último teste para este material (6 meses), de acordo com estabelecido no código *IMSBC*.

4.2. Análise Estatística

Para a compreensão de um fenômeno composto por diversas variáveis, muitas das vezes não basta conhecê-las de forma isolada, mas, também, é necessário conhecer a totalidade das informações fornecidas pelo conjunto das variáveis e suas relações de dependência ou interdependência. Quando as relações existentes entre as variáveis não são percebidas, efeitos desconhecidos entre elas dificultam a interpretação de um evento a partir das variáveis consideradas (NETO, 2004). A Análise Multivariada se refere a todas as técnicas e métodos estatísticos que simultaneamente analisam múltiplas medidas sobre indivíduos ou objetos sob investigação (HAIR, 2009).

Para a execução correta de uma análise multivariada, deve-se buscar uma compreensão básica dos dados e das relações entre variáveis. Dessa forma, com o tratamento dos dados coletados, é garantido que estes atendam às exigências para tal.

Finalmente, as etapas de descrição e tratamento dos dados, a investigação da correlação entre as variáveis independentes entre si e com as variáveis dependentes, bem como a técnica multivariada empregada no presente trabalho como parte da análise exploratória das relações dos diversos parâmetros com a Umidade e *TML* no minério de ferro são descritos.

4.2.1. Perfil dos Dados - Estatística Descritiva

Como primeiro passo para a pesquisa, foi realizada uma análise estatística descritiva em *Software Minitab*, com o objetivo de conhecer e resumir os dados numéricos coletados com uma variedade de estatísticas, como o tamanho da amostra, média, mediana, coeficiente de variação, desvio padrão, mínimo, máximo, assimetria e curtose:

- Média: utilizada para descrever a amostra com um único valor que representa o centro dos dados (MINITAB, 2021).
- Mediana: outra medida do centro da distribuição dos dados, geralmente menos influenciada por *outliers* do que a média. Metade dos valores dos dados são maiores do que o valor da mediana e metade dos valores dos dados são menores do que o valor da mediana (MINITAB, 2021).
- Coeficiente de Variação (*CoefVar*): medida da dispersão que descreve a variação nos dados em relação à média. O *CoefVar* é ajustado de modo que os valores estão em uma escala sem unidade. Devido a esse ajuste, é possível utilizá-lo para comparar a variação nos dados que tem unidades diferentes ou que tem médias muito diferentes (MINITAB, 2021).
- Desvio Padrão: medida mais comum de dispersão, ou quão dispersos os dados estão da média. Quanto maior o desvio padrão, maior a dispersão nos dados (MINITAB, 2021).
- Mínimo/Máximo: menor/maior valor de dados na amostra. Utilizados para identificar um possível outlier ou um erro de entrada de dados (MINITAB, 2021).
- Assimetria: medida em que os dados não são simétricos. Conforme os dados tornam-se simétricos, o valor de assimetria aproxima-se de zero (MINITAB, 2021).

- Curtose: indica como as caudas de uma distribuição diferem da distribuição normal. Um valor de curtose de 0 indica que os dados seguem a distribuição normal perfeitamente. (MINITAB, 2021).

A descrição e resumo do banco de dados, também, envolve o seu exame gráfico. Técnicas gráficas podem auxiliar no diagnóstico e entendimento dos dados coletados a partir da retratação de maneira visual das características básicas das variáveis individuais. Dito isto, foram plotados gráficos que mostram o formato da distribuição dos dados ou histogramas, gráficos de probabilidade normal, gráficos de caixas ou boxplots e, por fim, das séries temporais para as variáveis:

- Gráficos de Distribuição ou Histogramas: a caracterização do formato da distribuição e sua dispersão é essencial para o entendimento da natureza de qualquer variável (HAIR, 2009). O histograma, então, consiste na representação gráfica da frequência de ocorrências (valores dos dados) dentro de categorias de dados. Ele divide valores em muitos intervalos e representa a frequência dos valores de dados em cada intervalo com uma barra. A curva normal foi sobreposta à distribuição para avaliar a correspondência da distribuição real com a distribuição normal.
- Gráficos de Probabilidade Normal: o gráfico de probabilidade exibe, ao longo de uma linha de distribuição ajustada, cada valor versus a porcentagem de valores na amostra que são menores ou iguais ao valor. Utilizado para determinar se os dados seguem uma distribuição normal através da proximidade destes com a linha de distribuição normal ajustada e o *Valor-P*, que deve ser maior que o nível de significância de 0,05, neste caso, para que não se rejeite a hipótese nula de que os dados seguem uma distribuição normal (uma explicação mais detalhada do que se trata o Valor-P e o nível de significância é apresentada no item 4.2.3.2. “*Regressão Linear*”). Foi utilizado o teste de *Anderson-Darling* para avaliação da não normalidade, que compara a função de distribuição acumulada empírica dos dados amostrais com a distribuição esperada caso fossem normais. O teste *Anderson-Darling* tende a ser mais eficaz na detecção de desvios nas caudas da distribuição (MINITAB, 2021).
- Gráficos de Caixas: o gráfico de caixa – ou *Boxplot* – foi utilizado para avaliar e comparar o formato, tendência central e variabilidade das distribuições da amostra, além de buscar por *outliers*. Os quartis superior e inferior da distribuição de dados formam os limites superior e inferior da caixa, com o comprimento da caixa sendo

a distância entre o 25º percentil e o 75º percentil. A caixa contém os 50% centrais dos dados e quanto maior a caixa, maior a dispersão das observações. A linha sólida dentro da caixa representa a mediana. As linhas que se estendem a partir de cada caixa, ou *whiskers*, representam a distância da menor e da maior das observações que estão a menos de um quartil da caixa. Esta é uma representação bastante útil na identificação de outliers e foi utilizada para tal. As observações atípicas, que variam entre 1,0 e 1,5 quartis de distância da caixa, e valores extremos, observações a mais de 1,5 quartis do extremo da caixa, são representados por símbolos fora dos *whiskers* (HAIR, 2009).

- Séries Temporais: as séries temporais, ou o histórico dos dados, em conjunto com a curva de média móvel, formam um recurso que foi utilizado na identificação e comparação das tendências ao longo do tempo das variáveis dependentes e independentes.

Tais técnicas gráficas representam de forma univariada ou individual cada parâmetro da pesquisa. Com objetivo de representar graficamente as relações entre as variáveis estudadas ou o perfil bivariado delas, foi plotada a matriz de dispersão para todos os pares de parâmetros. A matriz de dispersão fornece um método para avaliar a força, magnitude e o tipo das relações bivariadas entre variáveis. O gráfico de dispersão exibe pares ordenados de variáveis x e y em um plano de coordenadas. O padrão de pontos representa a relação entre variáveis. Uma forte organização de pontos ao longo de uma linha reta caracteriza uma relação linear ou correlação, um conjunto curvilíneo de pontos pode denotar uma relação não-linear ou pode haver apenas um padrão aparentemente aleatório de pontos, indicando relação alguma (HAIR, 2009).

Por fim, executou-se uma análise de correlação, na qual obteve-se o correlograma para as relações de todas as variáveis. Esta análise é fundamental para mensurar o grau de relacionamento entre duas variáveis e explorar a intensidade e o sentido desse comportamento. Quando as variáveis sob investigação não apresentam distribuição normal ou linearidade, utiliza-se o Coeficiente de *Spearman* (MIOT, 2018), que representa a magnitude e o sentido do efeito da correlação entre variáveis, assumindo valores de -1 até +1, passando pelo zero, que indica ausência de correlação. Quanto maior for o valor absoluto do coeficiente, mais forte é a relação entre as variáveis. Para a correlação de *Spearman*, um valor absoluto de 1 indica que os dados são perfeitamente lineares. Já o sinal do coeficiente indica a direção da relação. Se ambas as variáveis tendem a aumentar ou diminuir em conjunto, o coeficiente é positivo. Se uma variável tende a aumentar à medida que as outras diminuem, o coeficiente é negativo

(MINITAB, 2021). A correlação de *Spearman* avalia a relação monotônica, na qual as variáveis tendem a variar juntas, porém não necessariamente a uma taxa constante, baseando-se nos valores classificados de cada variável, em vez dos dados brutos (MINITAB, 2021).

Em suma, de acordo com (HAIR, 2009), as estatísticas descritivas formam uma análise preliminar e é fundamental na identificação de observações atípicas que possam perturbar os resultados ou de variáveis não-normais que os invalidem. Além disso, o conhecimento das inter-relações de variáveis fornece uma perspectiva racional para a interpretação dos resultados.

4.2.2. Escolha de Variáveis

Nesta etapa, é determinado quais variáveis participarão da análise de regressão de acordo com suas características estatísticas e conceituais. Como dito anteriormente, a colinearidade, entendida como a presença de correlação entre variáveis independentes é prejudicial à análise de regressão. Portanto, deve-se empregar técnicas para contornar o problema. Uma das técnicas empregadas foi a de criação de uma variável que represente todas as outras correlacionadas entre si.

Primeiramente, sob a ótica de premissas estatísticas, a partir do correlograma da etapa 4.2.1. “*Estatística Descritiva*”, foram identificadas as variáveis independentes que apresentavam forte correlação umas com as outras. Como poderá ser visto no item de resultados e discussão, criou-se uma variável que representa o teor de contaminantes no minério de ferro, de modo que abarcasse as variáveis independentes fortemente correlacionadas, com uma mesma unidade de medida e que representasse o mesmo conceito teórico.

Já sob o ponto de vista conceitual, uma avaliação sobre a escolha de variáveis, também, foi realizada. Mesmo variáveis independentes que apresentem certo grau de colinearidade, foram mantidas, já que são conceitualmente essenciais na explicação dos resultados. O teor de ferro no minério, por exemplo, condiciona os valores de densidade do *Pellet Feed*. A densidade do minério é fundamental para a avaliação do *TML*, como mostrado pela equação (7) no item 3.12.1.3 da “*Revisão Bibliográfica*” e por (FERREIRA, 2019).

Ainda sob o mesmo ponto de vista, foi criada uma nova variável que representasse um parâmetro bastante importante, de acordo com estudos de YOUNG (1973) e FERREIRA (2019), na previsão do índice de vazios e *TML*, respectivamente. Esse parâmetro é a uniformidade na distribuição granulométrica do produto de minério de ferro, chamado, por FERREIRA (2019)

de Coeficiente de Uniformidade. Como o banco de dados empregado neste trabalho não apresenta as variáveis que compõe o cálculo do Coeficiente de Uniformidade utilizado nos estudos anteriores supracitados, procedeu-se a criação de um índice, com as variáveis do banco de dados atual, que tentasse estimar a uniformidade da distribuição granulométrica dos elementos da amostra de *Pellet Feed*. A criação deste e da variável de teor de contaminantes é mostrada com mais detalhes no item 5.3.1 “*Escolha de Variáveis*” em “*Resultados e Discussão*”.

Após a criação das duas novas variáveis, a mesma análise de estatística descritiva de ambas foi realizada.

4.2.3. Tratamento dos Dados

É de suma importância, ao executar uma análise estatística que lida com diversas variáveis dependentes e independentes, que os dados escolhidos para tal sigam as premissas estatísticas demandadas pelas técnicas empregadas no processo. A regressão linear, por exemplo, exige a suposição de normalidade dos dados e não colinearidade entre as variáveis independentes. Essas premissas, inerentes à técnica, influenciam suas habilidades para representar relações multivariadas e, portanto, devem ser atendidas. Além disso, a presença de observações atípicas ou valores incomuns nos dados pode ser benéfica ou problemática na identificação de uma relação, e deve ser avaliada. Os procedimentos executados para o tratamento dos dados utilizados neste trabalho são, então, descritos.

4.2.3.1. Observações Atípicas

De acordo com HAIR (2009), observações atípicas ou *outliers* são observações com uma combinação única de características identificáveis como sendo notavelmente diferentes das outras observações. Elas devem ser vistas no contexto da análise e avaliadas pelos tipos de informação que possam fornecer: de um lado, podem ser indicativas de características da população que não seriam descobertas no curso normal da análise; de outro, podem não ser representativas da população e distorcer gravemente os testes estatísticos.

Identificados através dos *boxplots* dos dados, os *outliers* foram classificados de acordo com as quatro classes propostas por (HAIR, 2009):

- Classe I: surge de um erro de procedimento, como erro na entrada de dados. Devem ser eliminados ou registrados como valores perdidos.
- Classe II: ocorre como o resultado de um evento extraordinário, o que explica a peculiaridade das observações. Caso sejam incluídas na análise, mudarão drasticamente o padrão dos resultados. A observação atípica deve ser mantida, se o evento extraordinário se ajusta aos propósitos da pesquisa. Caso contrário, deve ser eliminada.
- Classe III: refere-se às observações extraordinárias para as quais o pesquisador não tem explicação. Poderão ser mantidas caso representem um segmento válido da população ou um elemento novo previamente não identificado.
- Classe IV: contém observações que estão no intervalo usual de valores para cada variável. Estas não são particularmente altas ou baixas nas variáveis, mas são únicas em sua combinação de valores entre as variáveis. Dessa forma, deve-se reter a observação, desde que não haja evidência específica que a desconsidere como elemento válido da população.

Após a classificação da observação atípica, optou-se pela sua retenção ou eliminação.

4.2.3.2. Desvios de Normalidade

Algumas das variáveis podem apresentar a característica indesejável de não-normalidade, que diminui seu uso em uma técnica multivariada. De acordo com HAIR (2009), a suposição mais fundamental em análise multivariada é a normalidade, que se refere ao formato da distribuição dos dados de uma variável e sua correspondência com a distribuição normal, o padrão de referência para métodos estatísticos. Portanto, é indispensável o uso de técnicas que transformem dados não normais em normais.

Identificadas as variáveis com distribuição não normal através dos gráficos de probabilidade normal e o *valor-p* correspondente pelo teste de normalidade de *Anderson-Darling*, como mostrado no *item 4.2.1* da análise descritiva dos dados, buscou-se qual a melhor transformação a ser aplicada, de acordo com os problemas identificados pelo histograma e as métricas de assimetria e curtose. Foram aplicadas transformações com logaritmo natural e inverso da variável, que melhor transformam distribuições com cauda à direita (HAIR, 2009).

A variável de teor de *P* no minério apresentou não normalidade severa, como poderá ser visto no item 5.1 “*Perfil dos Dados*” em “*Resultados e Discussão*”. Contudo, isto foi solucionado com a criação da nova variável de teor de contaminantes que engloba a taxa de *P* na amostra.

4.2.4. Análise Exploratória – Relações com Umidade e TML

4.2.4.1. Análise de Correlação

Determinadas e tratadas, a partir das técnicas utilizadas inicialmente, as variáveis que irão compor o estudo, foi executada uma nova análise de correlação com objetivo de entender e mensurar o grau de relacionamento das variáveis independentes ou explicativas com as dependentes, ou seja, a Umidade e o *TML*.

Nesta etapa, os coeficientes de correlação foram avaliados em relação a seus valores, como mostra a *Tabela 4.2* (MENEZES et al., 2019). As correlações com valores significantes foram, então, discutidas a partir de conhecimentos teóricos e de estudos realizados acerca de como os parâmetros em questão se relacionam, quais os mecanismos e razões para apresentarem estatisticamente certo grau de relação.

Tabela 4.2 – Graus de correlação através dos valores do coeficiente de correlação de Spearman.

Fonte: MENEZES, 2019.

<i>De 0,000 a 0,300 positivo ou negativo</i>	Correlação insignificante
<i>De 0,300 a 0,500 positivo ou negativo</i>	Correlação fraca
<i>De 0,500 a 0,700 positivo ou negativo</i>	Correlação moderada
<i>De 0,700 a 0,900 positivo ou negativo</i>	Correlação forte
<i>De 0,900 a 1,000 positivo ou negativo</i>	Correlação muito forte

Vale observar que a análise estatística de correlação não fornece evidências de causalidade entre as variáveis, mas, apenas que elas tendem a variar conjuntamente (MIOT, 2018). De acordo com MIOT (2018), a incapacidade de extrapolação das conclusões para outros intervalos de dados ou populações diferentes dos estudados é outra limitação de cunho inferencial da análise de correlação. Contudo, ainda segundo MIOT (2018), essa técnica é fundamental e indispensável em análises exploratórias que investiguem a associação entre o comportamento de grupos de variáveis e possibilita a elaboração de modelos hipotéticos. Como argumento final para a utilização desta técnica, MIOT (2018) ressalta que as estratégias de

avaliação da correlação entre variáveis devem ser empregadas, uma vez que maximizam a compreensão do fenômeno estudado.

4.2.4.2. Análise de Regressão

Como a análise de correlação não foi desenvolvida com a finalidade de predição de valores ou da inferência da participação de múltiplas variáveis na explicação de um fenômeno, executou-se uma análise de regressão linear multivariada para avaliar, justamente, as relações de dependência entre Umidade e *TML* com as demais variáveis. A regressão linear calcula uma equação que minimiza a distância entre a linha ajustada e todos os pontos de dados (MINITAB, 2021).

A análise multivariada englobou a técnica de seleção de melhores subconjuntos, que identifica modelos que se ajustam adequadamente aos dados com menor número de variáveis possível, criando regressões lineares que utilizem uma, duas, três variáveis, e assim por diante. Para avaliação das regressões, foi utilizado o Coeficiente de Determinação Ajustado, ou R^2_{aj} , que é uma medida da proporção da variância da variável dependente em torno de sua média que é explicada pelas variáveis independentes ou preditoras (HAIR, 2009). Apesar da adição de variáveis independentes sempre fazer com que o coeficiente de determinação (R^2) aumente, o coeficiente de determinação ajustado pode cair se as variáveis independentes acrescentadas tiverem pouco poder de explicação. Isto acontece, porque R^2_{aj} considera o número de variáveis independentes incluídas na equação de regressão e, por isto, é utilizado para comparar modelos que têm diferentes números de preditores (MINITAB, 2021) – esse coeficiente pode variar entre 0 e 100%: se a regressão é propriamente aplicada e estimada, pode assumir que quanto maior o valor de R^2_{aj} , maior o poder de explicação da equação de regressão e, portanto, melhor a previsão da variável resposta (HAIR, 2009).

A avaliação da significância estatística da associação entre as variáveis independentes e a variável resposta é realizada através do *Valor-P*. O *Valor-P* ou Valor de Probabilidade de Significância é definido como a probabilidade de se observar um valor da estatística de teste maior ou igual ao encontrado (FERREIRA, 2015). Ou seja, para determinar se a associação entre a resposta e cada termo no modelo é estatisticamente significativa, comparou-se o *Valor-P* para o termo com o nível de significância de 0,05, que indica um risco de 5% de se concluir que existe uma associação quando não existe uma associação real: se o *Valor-P* é menor ou igual ao nível de significância, é possível concluir que há uma associação estatisticamente

significativa entre a variável de resposta e o termo; se o *Valor-P* for maior que 0,05, não é possível concluir que há uma associação estatisticamente significativa entre a variável de resposta e o termo (MINITAB, 2021).

O procedimento metodológico resumido é mostrado pelo fluxograma da *Figura 4.1*.

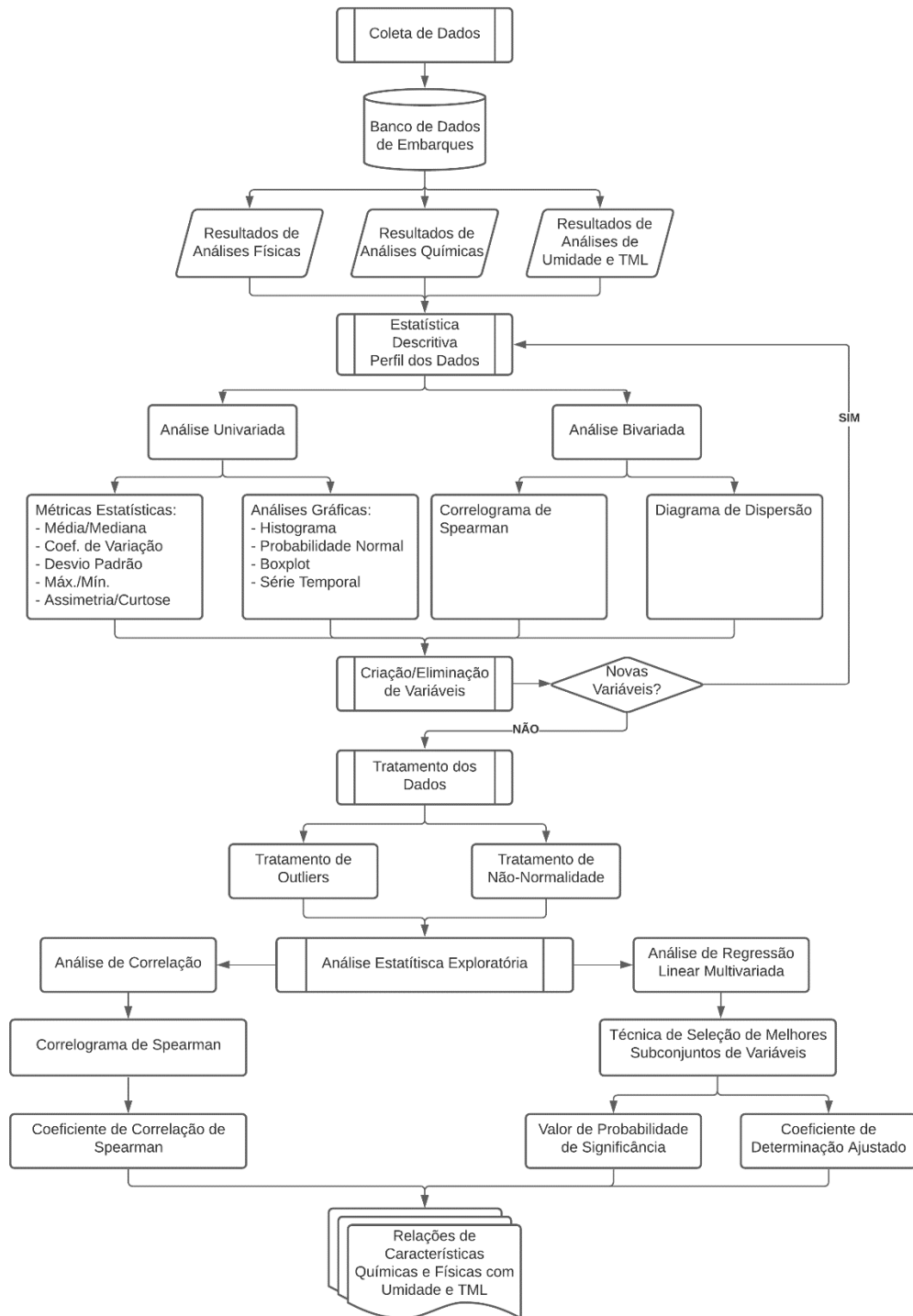


Figura 4.1 – Fluxograma do procedimento metodológico.

Fonte: próprio Autor.

5. RESULTADOS E DISCUSSÃO

5.1. Perfil dos Dados

A *Tabela 5.1* abaixo mostra a estatística descritiva para os parâmetros de natureza química das amostras de *Pellet Feed* coletadas. Todos os dados das 46 amostras estão descritos no *Anexo 1*.

Tabela 5.1 – Estatística descritiva para os parâmetros químicos.

Fonte: próprio Autor.

Variável	N	Média	DesvPad	CoefVar	Mínimo	Mediana	Máximo	Assimetria	Curtose
<i>Fe</i>	46	64,306	0,390	0,610	63,630	64,170	65,020	0,290	-0,840
<i>SiO₂</i>	46	3,256	0,308	9,450	2,320	3,220	4,020	-0,020	1,510
<i>Al₂O₃</i>	46	1,225	0,122	9,960	0,950	1,220	1,480	0,250	-0,200
<i>P</i>	46	0,059	0,011	18,530	0,043	0,058	0,092	1,390	1,820
<i>Mn</i>	46	0,188	0,078	41,470	0,071	0,182	0,350	0,210	-0,990
<i>PPC</i>	46	3,093	0,520	16,810	2,150	3,180	4,090	-0,180	-0,860

É possível perceber que, pelo Coeficiente de Variação (*CoefVar*), as variáveis de contaminação por *P*, *Mn* e *PPC* apresentam a maior dispersão em relação à média, produzindo dados mais heterogêneos. Em contrapartida, a variável de teor de *Fe* apresentou os valores menos dispersos, o que era esperado, devido à especificação exigida para a comercialização do minério de ferro como produto.

A *Tabela 5.2* mostra a estatística descritiva para os parâmetros granulométricos das mesmas amostras.

Tabela 5.2 – Estatística descritiva para os parâmetros granulométricos.

Fonte: próprio do Autor.

Variável	N	Média	DesvPad	CoefVar	Mínimo	Mediana	Máximo	Assimetria	Curtose
>0,150	46	8,383	2,124	25,340	3,800	7,885	15,200	1,160	2,300
<0,045	46	44,438	3,712	8,350	38,070	43,335	55,830	0,930	0,850

Nota-se que uma dispersão em relação à média maior para a taxa de partículas com tamanho >0,150 mm do que para as com tamanho <0,045 mm. O valor máximo para granulometria >0,150 mm foi de 15,200%, sendo que a média está em torno de 8,400%.

A *Tabela 5.3* apresenta a estatística descritiva para Teor de Umidade (*H₂O*) e *TML* nas amostras analisadas.

Tabela 5.3 – Estatística descritiva para Umidade e TML.

Fonte: próprio Autor.

Variável	N	Média	DesvPad	CoefVar	Mínimo	Mediana	Máximo	Assimetria	Curtose
<i>H₂O</i>	46	11,190	0,972	8,680	9,030	11,225	13,070	-0,200	-0,530
<i>TML</i>	12	14,795	0,783	5,290	13,640	14,990	16,600	0,770	1,550

Nota-se que para o parâmetro *TML* foram utilizadas apenas 12 amostras, número consideravelmente baixo e que compromete a confiabilidade das análises estatísticas realizadas. No entanto, conforme mencionado no item 4.1.3. *Umidade e TML*, estes dados correspondem a 100% das análises realizadas pela mineradora detentora do minério estudado, durante o período avaliado. A empresa optou por analisar somente os embarques cujo certificado deveria ser renovado, conforme data de validade do último teste para este material (6 meses), visto que não houve alteração significativa das características do material. Com isso, a amostragem para essa variável é caracterizada como uma amostragem não-probabilística por conveniência, na qual admite-se que seus elementos possam representar um universo em estudos exploratórios ou qualitativos. Esse tipo de amostragem é adequado e frequentemente utilizado para geração de ideias em pesquisas exploratórias. As amostras por conveniência podem ser facilmente justificadas em um estágio exploratório da pesquisa, como uma base para geração de hipóteses e insights, e para estudos conclusivos nos quais o pesquisador aceita os riscos da imprecisão dos resultados (item 4.1 *Coleta de Dados*).

Em relação aos resultados da análise estatística descritiva, observa-se que a variável *TML* possui o menor Coeficiente de Variação, apresentando valores pouco dispersos, que variam de 13,640 a 16,600, com média em 14,795%. A Umidade se encontra um pouco mais dispersa que o *TML*, apresentando valores entre 9,030 e 13,070, com média em 11,190 %. Percebe-se que em nenhuma das amostras o valor de umidade excedeu o de *TML*.

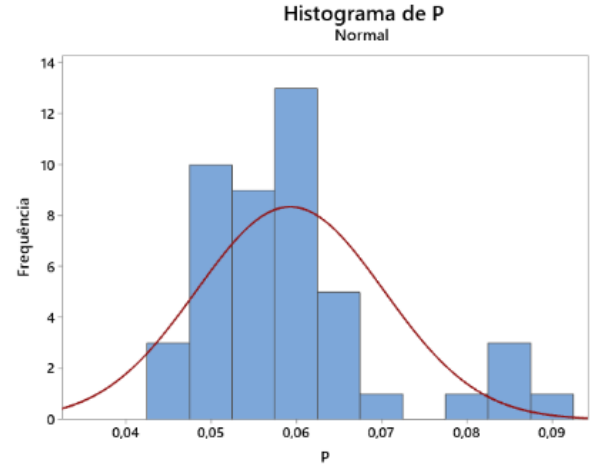
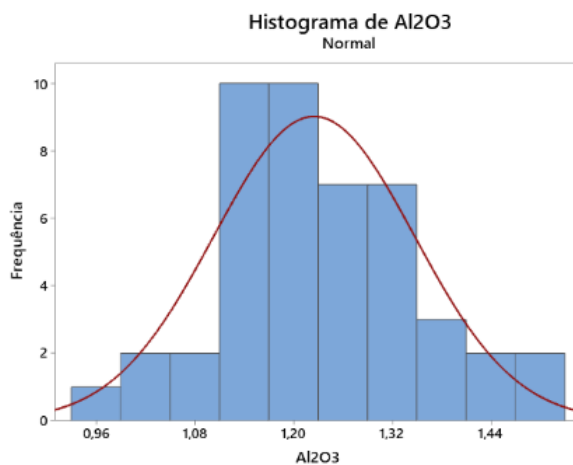
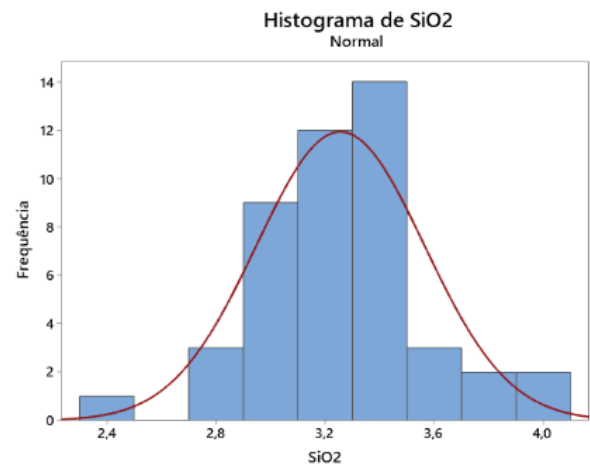
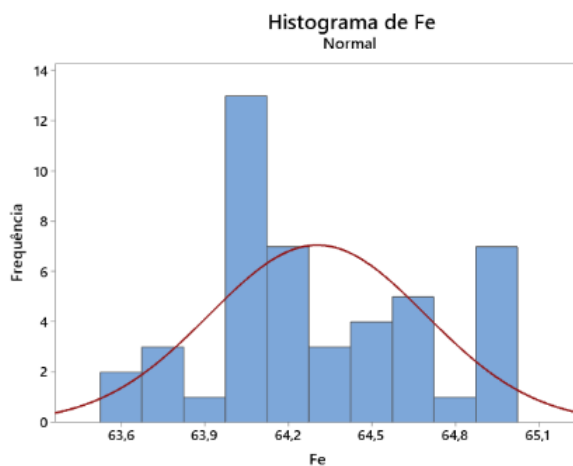
Procedendo-se à análise gráfica dos dados, a *Figura 5.1* mostra os histogramas dos parâmetros químicos com as curvas normais sobrepostas. Já a *Figura 5.2* mostra o gráfico de probabilidade normal, que compara a distribuição cumulativa de valores dos dados reais com a distribuição cumulativa de uma distribuição normal, que, por sua vez, forma uma reta diagonal (HAIR, 2009). É apresentado, também, o teste de *Anderson-Darling* para avaliação da normalidade dos dados através do *Valor-P* e nível de significância de 5,0 % ou 0,050.

O histograma da variável *Fe* mostra uma leve assimetria positiva à direita, com um pico em torno de 64 %. Há, também, um pico significativo em torno de 65 %. São poucas as amostras com teor de *Fe* menor que 64 %. O teste de *Anderson-Darling* indicou que esta variável não

segue uma distribuição normal, uma vez que o seu *Valor-P* (0,016) é menor que o nível de significância de 0,050. Visualmente, é possível observar que os pontos de dados se afastam da linha de distribuição ajustada, formando uma linha curva assimétrica à direita.

O comportamento não normal da variável *P*, também, é evidenciado pelo seu gráfico de probabilidade, que apresenta uma distribuição de pontos assimétrica à direita da linha de distribuição ajustada. O *Valor-P* para esta foi $<0,005$. Ainda, pelo histograma, nota-se valores discrepantes em torno de 0,085%, possíveis outliers.

Os outros contaminantes SiO_2 , Al_2O_3 e Mn e *PPC* não apresentam evidências que não seguem uma distribuição normal pelo teste de *Anderson-Darling* (*Valor-P* > Nível de Significância de 0,050), possuindo pontos próximos à linha de distribuição ajustada.



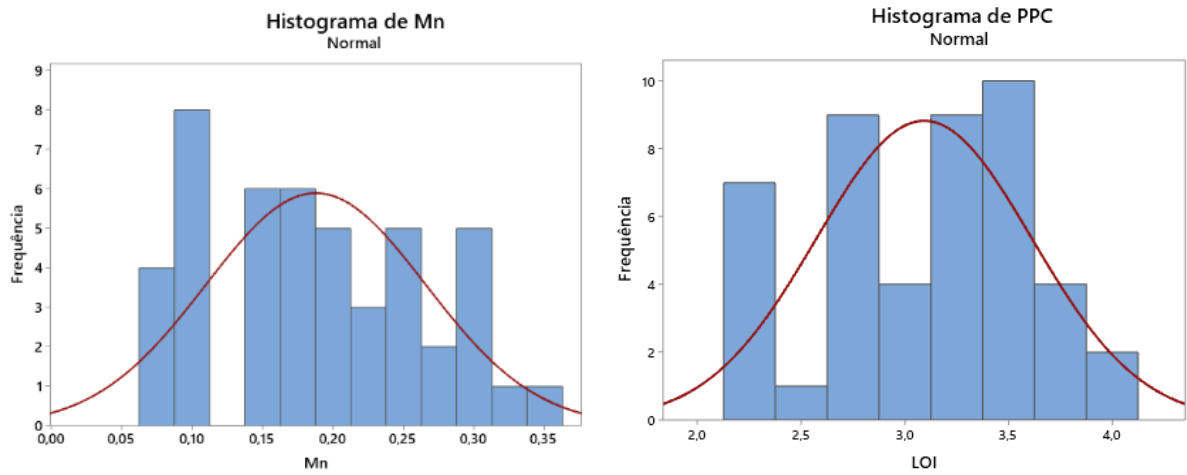
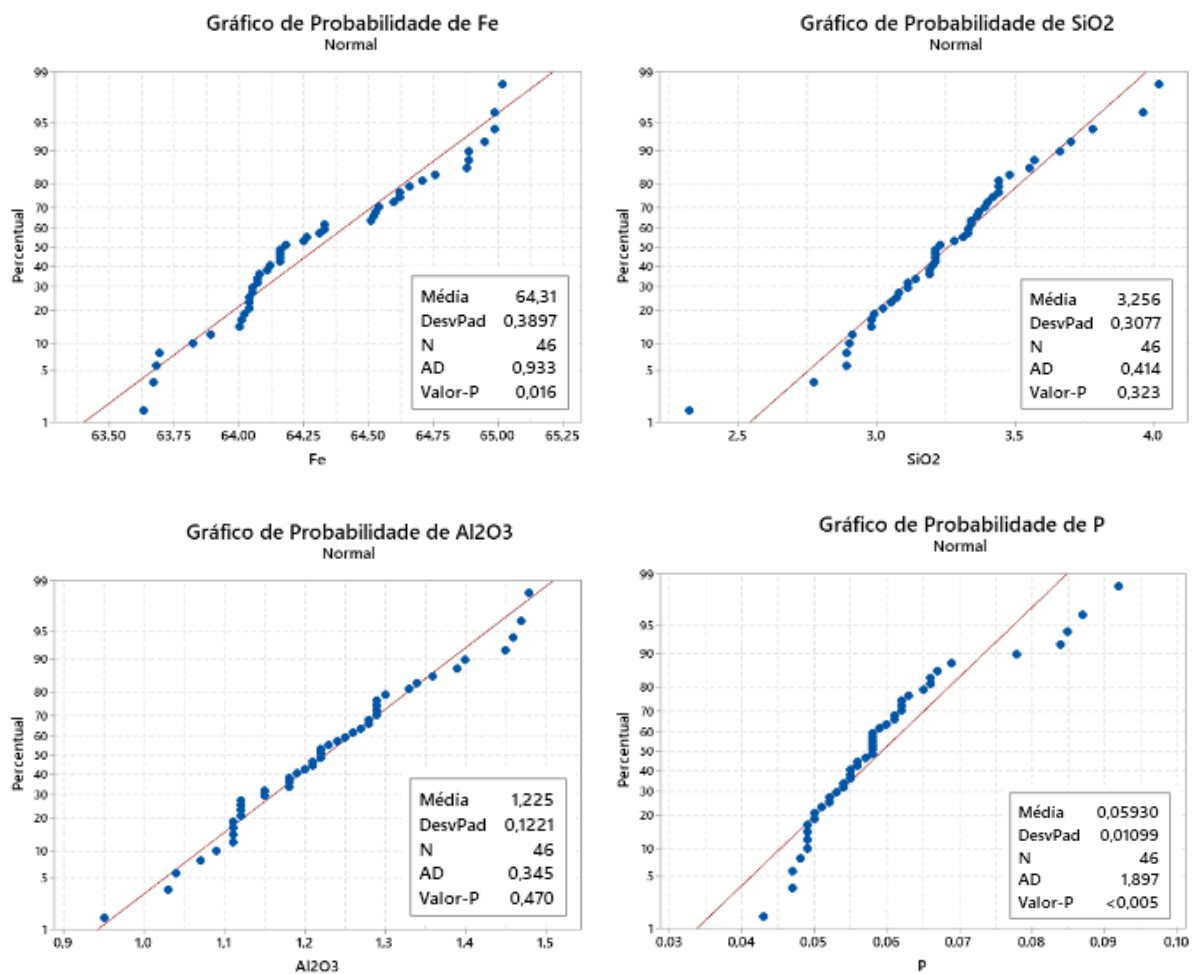


Figura 5.1 – Histogramas das variáveis químicas.

Fonte: próprio Autor.



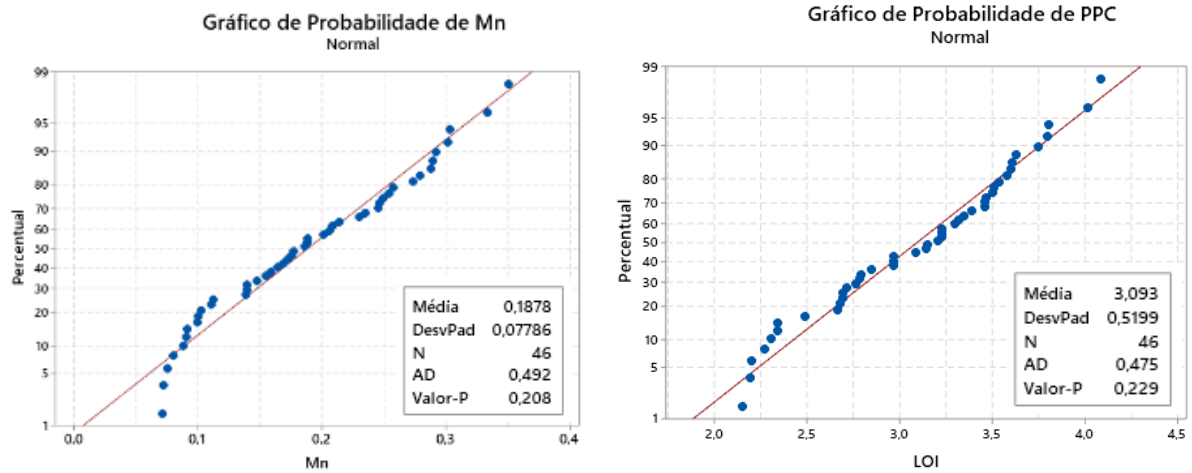


Figura 5.2 – Gráficos de probabilidade normal para as variáveis químicas.

Fonte: próprio Autor.

A Figura 5.3 mostra os histogramas dos parâmetros granulométricos com as curvas normais sobrepostas. Já a Figura 5.4 mostra o gráfico de probabilidade normal dos dados.

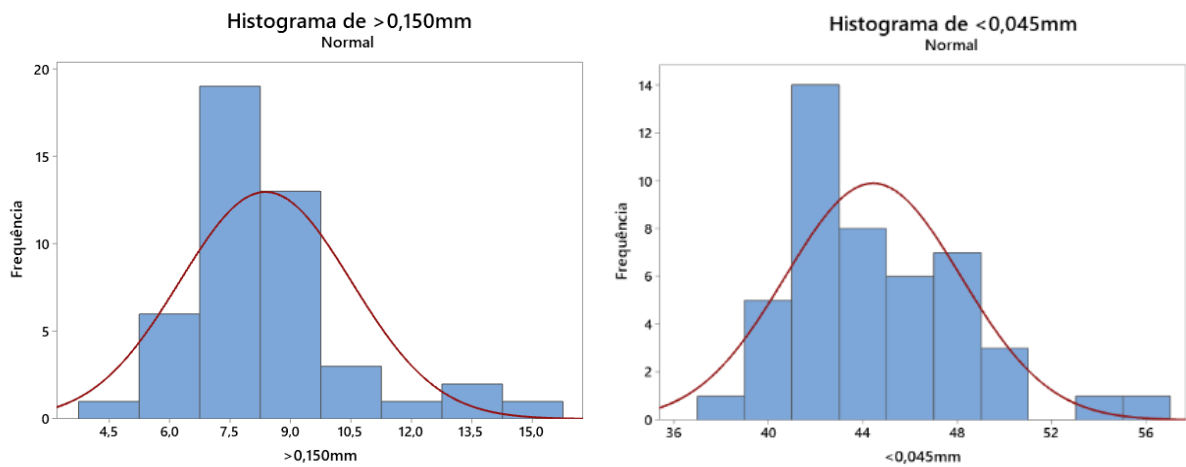


Figura 5.3 – Histogramas das variáveis granulométricas.

Fonte: próprio Autor.

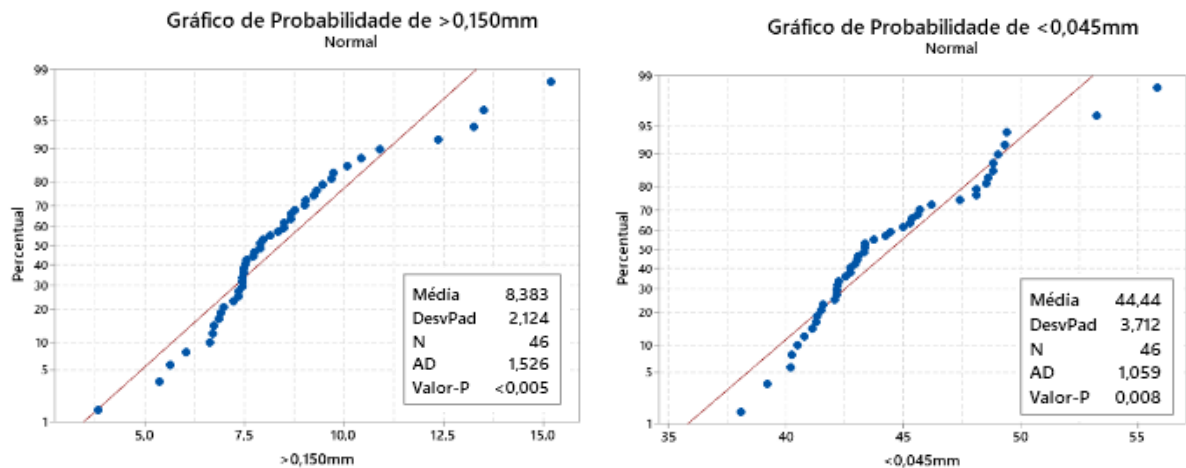


Figura 5.4 – Gráficos de probabilidade normal para as variáveis granulométricas.

Fonte: próprio Autor.

Ambas as variáveis, $>0,150$ e $<0,045$, apresentam histogramas com assimetria positiva à direita, mostrando picos em torno de 7,5 e 42 %, respectivamente. O percentual de partículas com tamanho $>0,150$ mm deve ser restringido na comercialização do *Pellet Feed*, por isto a assimetria à direita, apresentando uma maior quantidade de dados menores que 9,0 %.

Além disso, ambas apresentam distribuição não normal, possivelmente por causa de algumas amostras com elevado percentual presentes na cauda de distribuição.

A Figura 5.5 mostra os histogramas dos parâmetros de umidade e *TML* com as curvas normais sobrepostas. A Figura 5.6 mostra o gráfico de probabilidade normal destes dados. O histograma para a variável umidade apresenta boa correspondência para a distribuição real dos dados e a distribuição normal desejada. A variável *TML* apresentou um possível outlier em torno de 16,5 % e um pico em torno de 15,0 %. O teste de normalidade de *Anderson-Darling* para o *TML* apresenta *Valor-P* (0,164) maior que o nível de significância de 0,050, não indicando evidências que seus dados não seguem uma distribuição normal. Apesar disto, o histograma para este parâmetro não apresenta o formato clássico de “sino” de uma distribuição normal, devido ao pequeno número de amostras. No entanto, pode-se avaliar a normalidade dos dados por testes estatísticos baseados nos valores de assimetria e curtose. O valor estatístico z para assimetria e curtose é dado pelas equações (10) e (11), respectivamente, onde N é o tamanho da amostra (HAIR, 2009):

$$z_{assimetria} = \frac{assimetria}{\sqrt{6/N}} \quad z_{curtose} = \frac{curtose}{\sqrt{24/N}}$$

O valor z calculado para as duas características, sendo 0,710 para assimetria e 1,410 para curtose, não excede o valor crítico comumente utilizado de $\pm 1,960$, o que corresponde a um nível de significância de 0,050. Desta forma, não se pode dizer que a distribuição é não-normal em termos destas duas características.

A Figura 5.7 mostra os gráficos *boxplot* para as variáveis de natureza química. Os *boxplots* mostram possíveis outliers para as variáveis SiO_2 e P , representados por asteriscos nos gráficos. Para SiO_2 , existem dois outliers, bilaterais, encontrados fora dos *whiskers* (linhas que se estendem a partir da caixa), que representam a distância da menor e da maior das observações que estão a menos de um quartil da caixa. Estes se encontram nos extremos de 2,320 e 4,020%. Já para P , é possível a ocorrência de quatro observações atípicas, unilaterais, todas além do extremo *whisker* superior, sendo a maior 0,092%. Tais *outliers* devem conferir o comportamento não-normal da distribuição desta variável. A variável Fe apresenta a linha de mediana, representada pela linha sólida dentro da caixa, próxima a sua extremidade inferior, indicando assimetria na direção oposta, ou seja, assimetria à direita positiva, como foi verificado através de seu histograma.

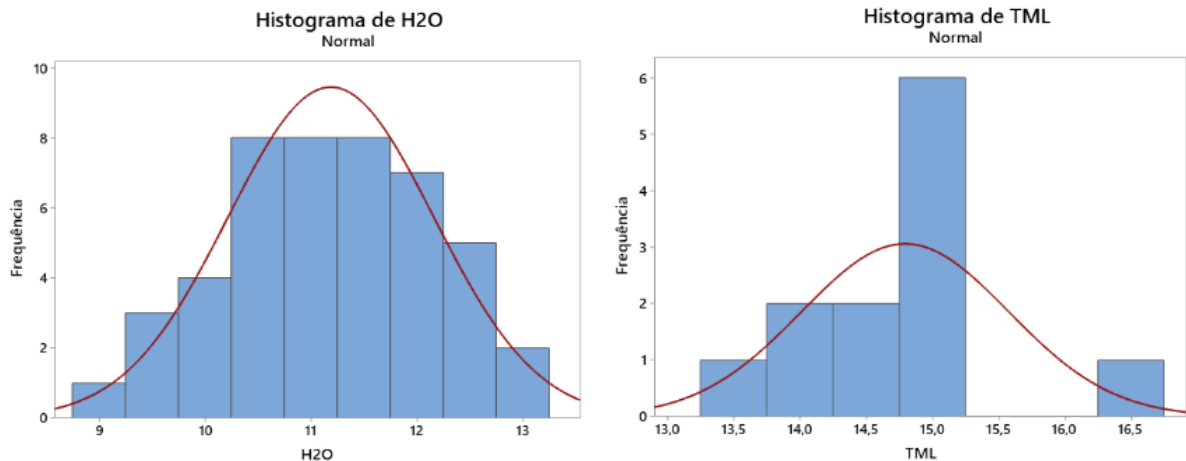


Figura 5.5 – Histogramas das variáveis Umidade e TML.

Fonte: próprio Autor.

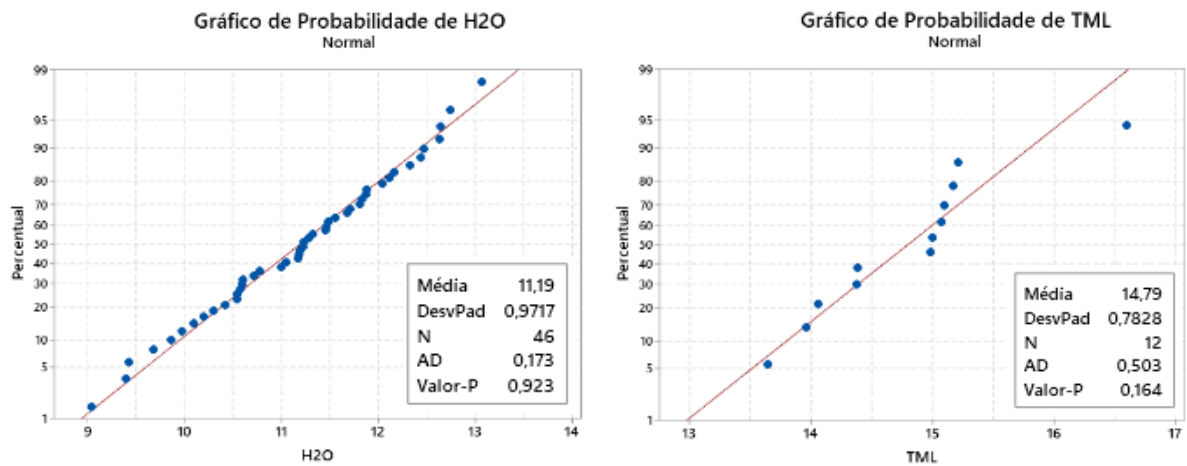


Figura 5.6 – Gráficos de probabilidade normal para as variáveis Umidade e TML.

Fonte: próprio Autor.

A Figura 5.8 mostra os gráficos *boxplot* para as variáveis de granulometria das partículas. A granulometria $>0,150$ mm apresentou cinco possíveis outliers, bilaterais, sendo o menor 13,8% e o maior 15,2%. Em relação à mediana, ambas variáveis apresentaram posicionamento próximo à extremidade inferior da caixa, indicando assimetria positiva à direita.

Já a Figura 5.9 mostra os gráficos *boxplot* para as variáveis umidade e TML. Não foram encontradas medidas discrepantes para a umidade e TML. O gráfico da segunda variável apresenta linha de mediana próxima a extremidade superior da caixa, indicando uma assimetria negativa à esquerda.

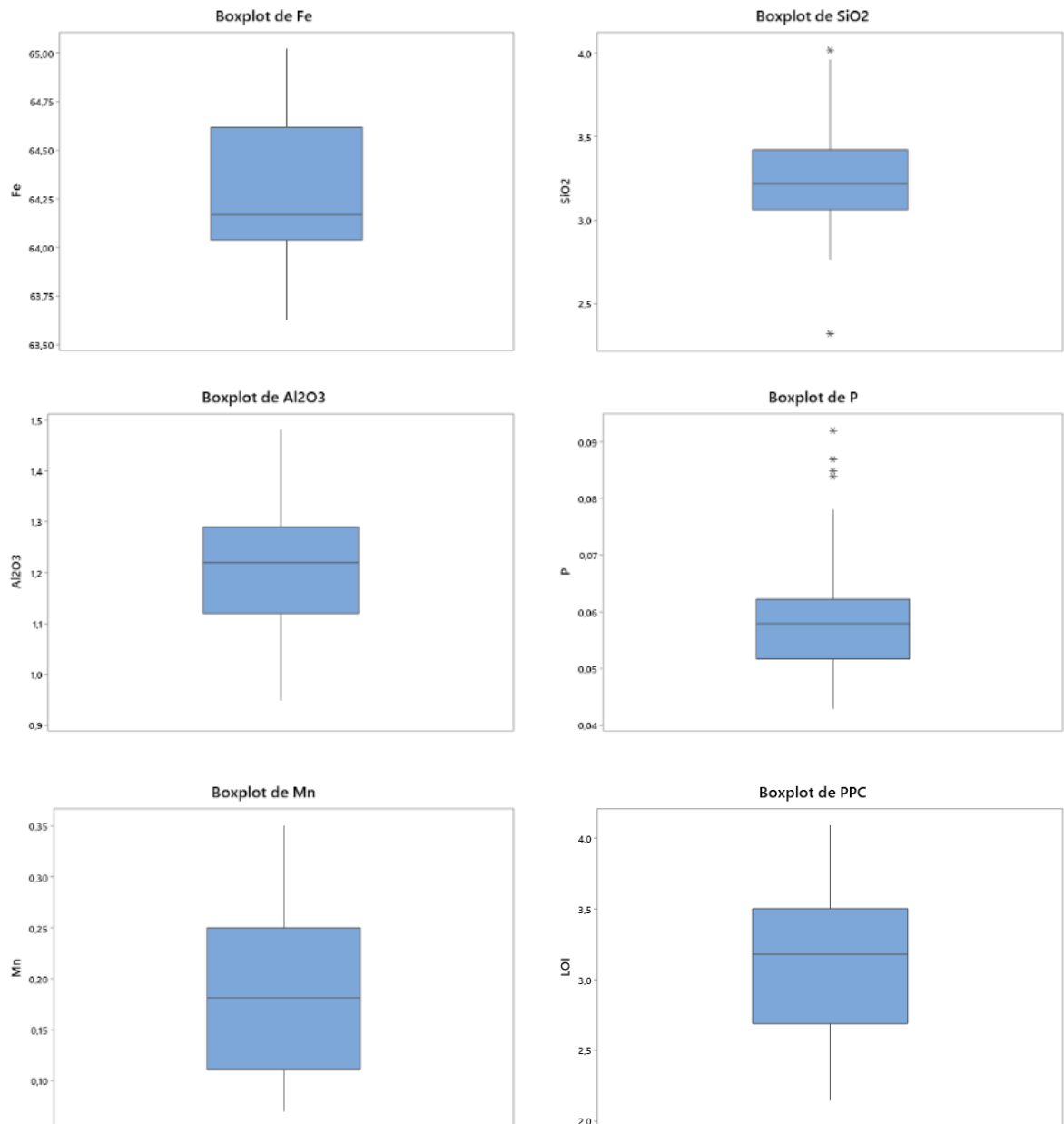


Figura 5.7 – Boxplots para as variáveis químicas. Fonte: próprio Autor.

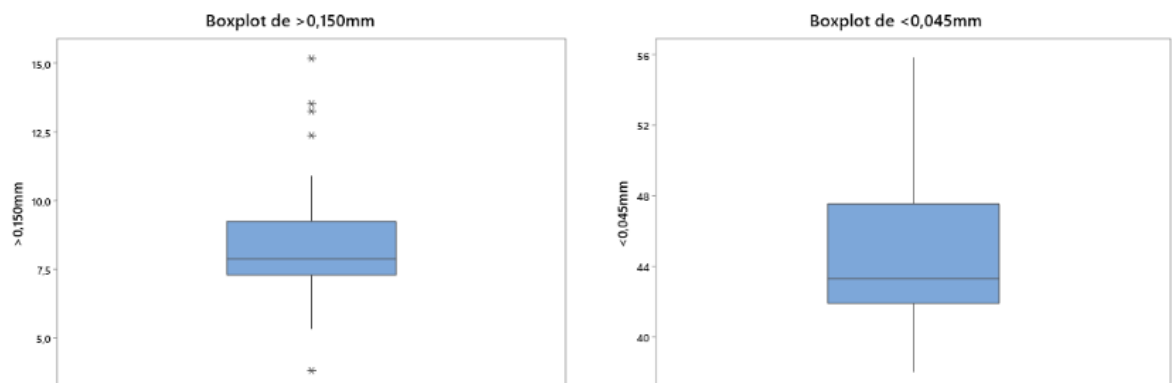


Figura 5.8 – Boxplots para as variáveis granulométricas. Fonte: próprio autor.

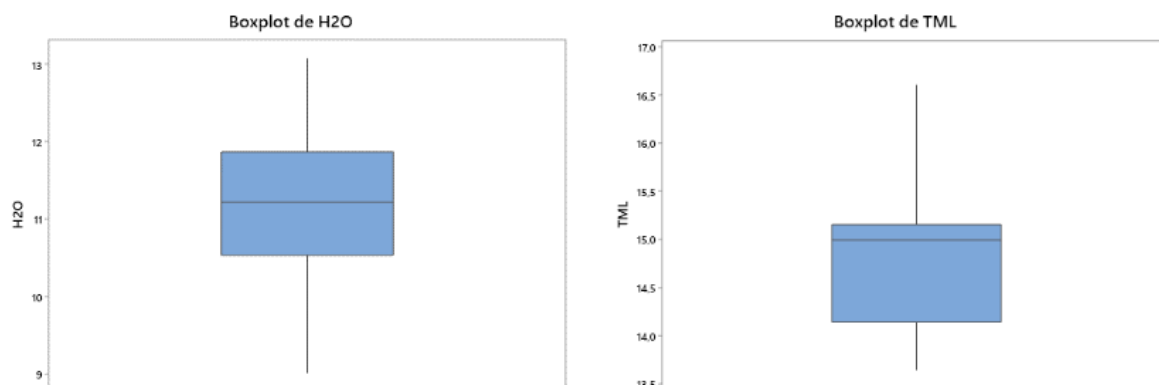


Figura 5.9 – Boxplots para as variáveis Umidade e TML.

Fonte: próprio Autor.

As Figuras 5.10, 5.11 e 5.12 mostram as séries temporais (em azul) e a média móvel (em vermelho) para os parâmetros químicos das amostras, granulométricos e Umidade e *TML*, respectivamente. A curva de média móvel para a Umidade apresenta um leve crescimento que vai decaindo no início até que se torna decrescente até o meio. A partir de então, ocorre uma forte inflexão e volta a crescer novamente com taxas de crescimento maiores. O mesmo comportamento da média móvel pode ser notado pelas variáveis de teores de contaminantes *P*, *Mn* e *PPC* e pela variável granulométrica $<0,045$ mm. É notado, também, um comportamento oposto para a variável de teor de Fe, que começa com sensível decaimento e passa a crescer, até que volta a decair, de maneira mais acentuada. A curva da média móvel para o *TML* não consegue fornecer tendências detalhadas por se tratarem de poucas amostras, no entanto, é notado uma tendência geral crescente, como é notado para $<0,045$ e *P*.

Já a Figura 5.13 mostra os históricos relativos aos anos de 2018, 2019 e 2020 para o parâmetro de Umidade. É relevante observar que nos meses compreendidos entre novembro e março, houve aumento do percentual de umidade dos minérios avaliados. Esse resultado faz sentido, considerando que esse é o período mais chuvoso na região, conforme média anual de precipitação descrita no item 3.2.4 “Clima – Análise Pluviométrica” da Revisão Bibliográfica.

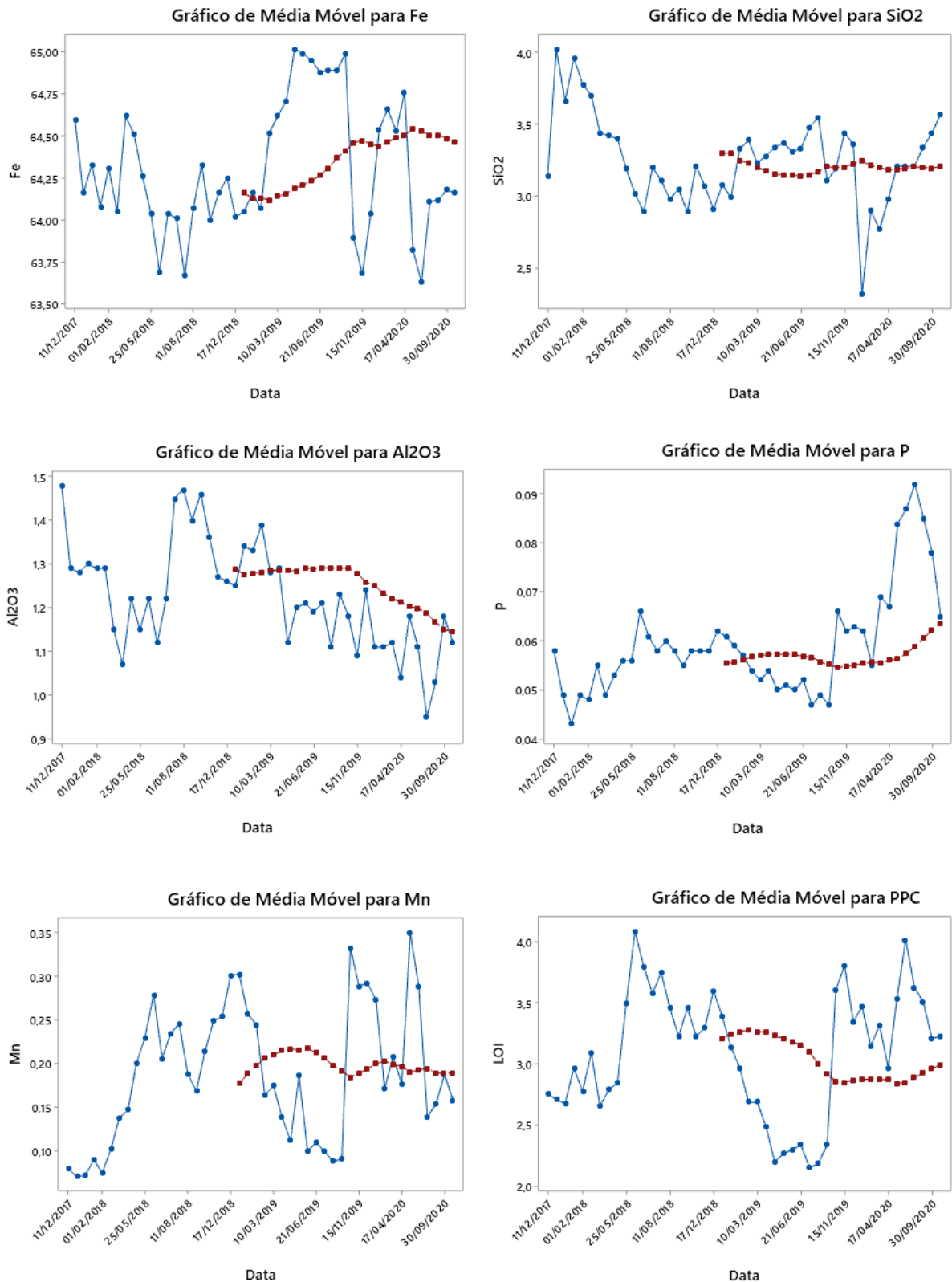


Figura 5.10 – Histórico e média móvel para as variáveis químicas.

Fonte: próprio Autor.

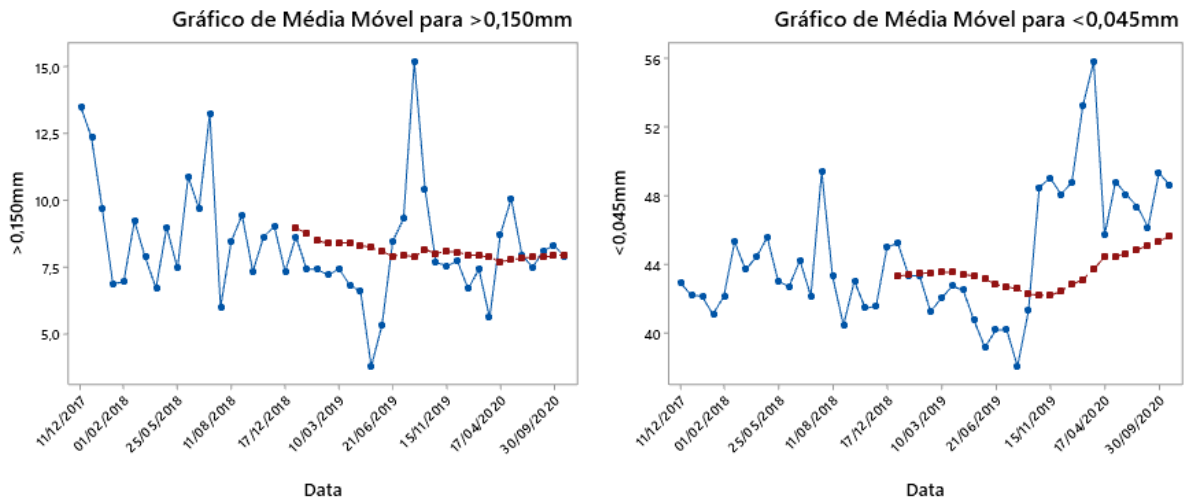


Figura 5.11 – Histórico e média móvel para as variáveis granulométricas.

Fonte: próprio Autor.

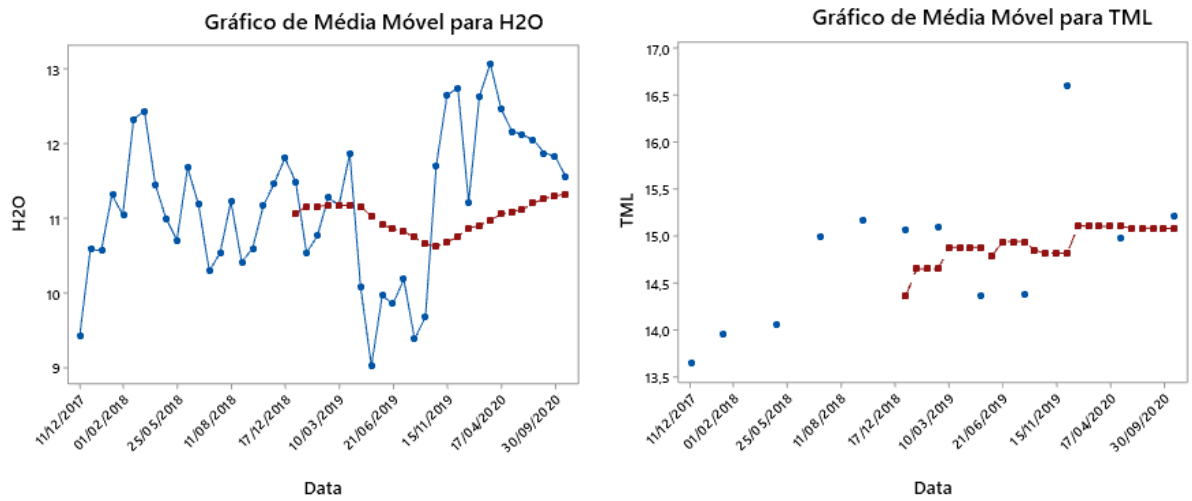


Figura 5.12 – Histórico e média móvel para as variáveis Umidade e TML.

Fonte: próprio Autor.

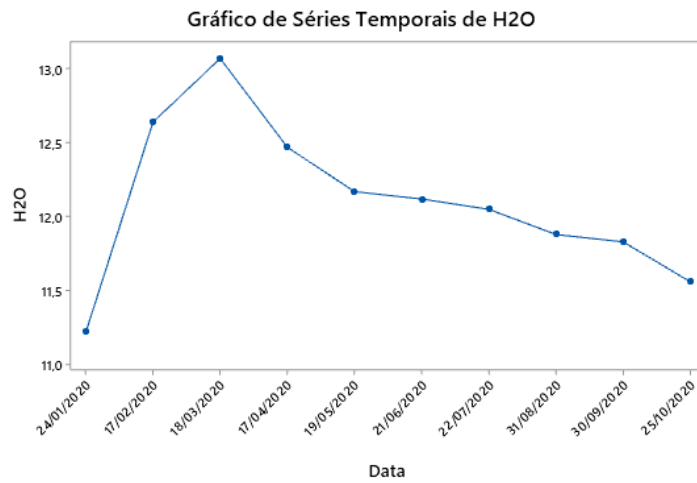
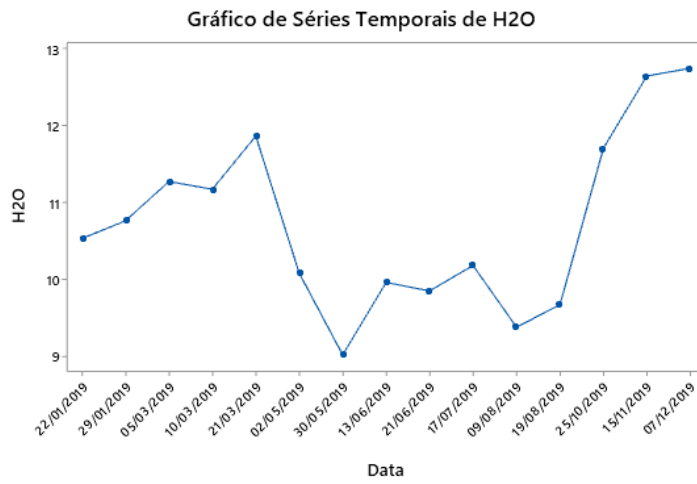
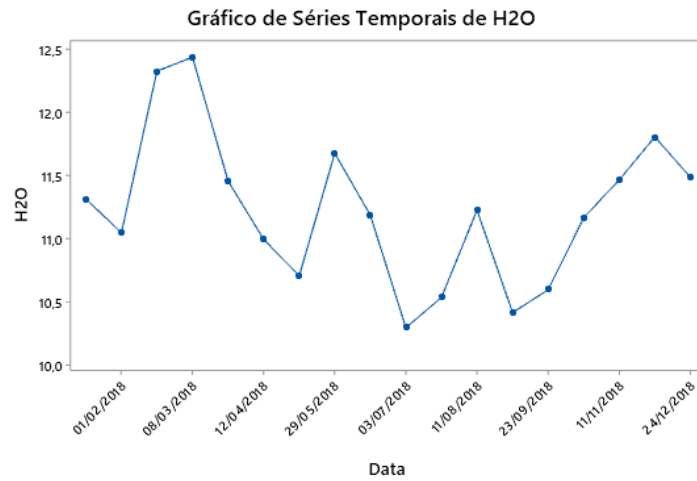


Figura 5.13 – Histórico dos anos 2018, 2019 e 2020 para Umidade.

Fonte: próprio Autor.

5.2. Correlação e Dispersão dos Dados

A Figura 5.14 mostra a matriz de dispersão de todas as variáveis supracitadas. Logo após, a Tabela 5.3 mostra o correlograma de Spearman com mapa de calor destas.


A matriz de dispersão e o correlograma mostram as relações de dependência e interdependência das variáveis com a umidade e o *TML* e entre si. Em relação as interdependências, nota-se uma relação positiva entre os contaminantes *P*, *Mn* e *PPC*, com uma tendência linear. Tais elementos podem estar associados à presença de Goethita, um dos litotipos comumente encontrados na mina onde foi extraído o minério do presente estudo (MUSA, 2012). Estes parâmetros, também, apresentam relação negativa com *Fe* nas amostras, como era esperado, uma vez que o beneficiamento do minério de ferro tende a aumentar o teor de Ferro e reduzir contaminantes. O mesmo acontece para *SiO₂*, uma relação negativa com *P*, *Mn* e *PPC* é mostrada. No que se refere às variáveis granulométricas, o parâmetro $<0,045$ apresenta tendências mais fortes com os demais do que o $>0,150$. É notada uma relação positiva de $<0,045$ com os contaminantes *P*, *Mn* e *PPC*, uma vez que estes estão associados em maior parte às partículas ultrafinas do minério de acordo com LACERDA (2021) e MENEZES et al (2019), e negativa com *SiO₂* e *Al₂O₃*.

Já no que concerne as relações de dependência das variáveis Umidade e *TML* com as demais, nota-se uma forte relação linear positiva da primeira com $<0,045$. Relações positivas da umidade com contaminantes *P*, *Mn* e *PPC*, também, são percebidas. Para o *TML*, é visto uma relação positiva com $<0,045$, *P*, *Mn* e *PPC* e negativa com *Fe*. As relações com Umidade e *TML* serão mais detalhadas no item 5.4.1 “Análise de Correlação” em Resultados e Discussão.

Tabela 5.4 – Correlograma inicial com mapa de calor.

Fonte: próprio Autor.

	<i>Fe</i>	<i>SiO₂</i>	<i>Al₂O₃</i>	<i>P</i>	<i>Mn</i>	<i>PPC</i>	$>0,150$	$<0,045$	<i>H₂O</i>
<i>SiO₂</i>	0,167								
<i>Al₂O₃</i>	-0,122	-0,026							
<i>P</i>	-0,595	-0,467	-0,319						
<i>Mn</i>	-0,642	-0,543	-0,067	0,704					
<i>PPC</i>	-0,865	-0,489	-0,149	0,809	0,733				
$>0,150$	-0,12	0,062	0,054	0,009	-0,109	0,051			
$<0,045$	-0,472	-0,258	-0,393	0,737	0,514	0,621	-0,174		
<i>H₂O</i>	-0,38	-0,085	-0,373	0,593	0,396	0,493	-0,117	0,711	
<i>TML</i>	-0,455	-0,182	-0,091	0,547	0,469	0,413	-0,217	0,441	0,538



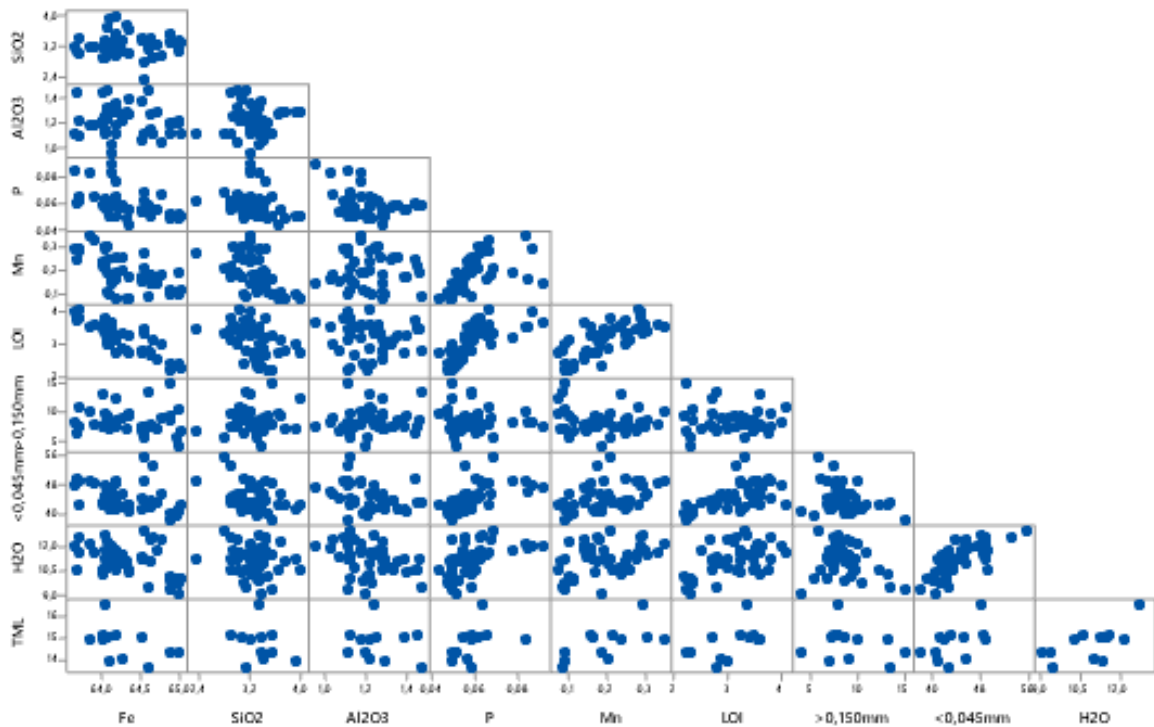


Figura 5.14 – Matriz de dispersão.

Fonte: próprio Autor.

5.3. Escolha de Variáveis

Como mostrado pelo correlograma do *item 5.2 “Correlação dos Dados”*, algumas variáveis independentes apresentam forte relação de interdependência entre si. Essa importante relação entre duas ou mais variáveis independentes é chamada de colinearidade ou multicolinearidade. E no que tange a regressão linear múltipla, a colinearidade reduz o poder preditivo de qualquer variável independente na medida em que esta é associada às outras variáveis independentes. Isto acontece, porque a variância única explicada por cada variável independente diminui e o percentual da previsão compartilhada aumenta com o aumento da colinearidade. Assim, a previsão geral aumenta de forma bem mais vagarosa quando variáveis independentes com colinearidade elevada são acrescentadas ao modelo (HAIR, 2019).

Diante disto, uma forte correlação positiva é existente entre os teores de contaminantes *P*, *Mn* e *PPC*. Com o objetivo de diminuir a colinearidade entre as variáveis independentes e melhorar a capacidade de explicação da técnica de regressão linear múltipla, executou-se a criação de uma variável que abarca as três variáveis independentes em questão. Por se tratarem de teores de contaminantes, a nova variável Teor de Contaminantes (*TC*) consistirá na soma das três anteriores (*equação 12*). Apesar das variáveis de teor de SiO_2 e teor de Al_2O_3 serem

consideradas, também, contaminantes no *Pellet Feed*, estas não serão incluídas em *TC* por não apresentarem correlação forte com as demais supracitadas. A respeito do Teor de *Fe*, esta variável será mantida na análise mesmo apresentando forte correlação negativa com *PPC*, pois a presença de partículas de *Fe* condiciona os valores de densidade do minério, devido a predominância de óxidos de ferro (PRESSOTTI, 2002) e esta é parâmetro importante no cálculo de *TML* (FERREIRA, 2019).

$$TC = P + Mn + PPC \quad (12)$$

O estudo de YOUND (1973) disserta que o índice de vazios em areias está altamente correlacionado com a distribuição granulométrica de suas partículas. Segundo ele, quanto mais uniforme é uma amostra, ou seja, quanto mais estreita é a distribuição granulométrica, maior se torna o índice de vazios. Ainda se tratando da influência da uniformidade granulométrica das partículas em outros parâmetros, o trabalho de FERREIRA (2019) prevê que o Coeficiente de Uniformidade (*CU*), que indica quão bitolada é uma amostra de minério, se relaciona forte e diretamente com o *TML*.

Dessa forma, na tentativa de descrever a distribuição granulométrica das amostras de *Pellet Feed* coletadas neste trabalho, criou-se e adicionou-se à análise um Índice de Não Uniformidade (*NU*), que consiste na razão entre as variáveis granulométricas $>0,150$ e $<0,045$ (equação 13). Assim, quanto mais próximo de 1 é *NU*, maior é a tendência da amostra possuir distribuição granulométrica ampla, ou seja, mais bitolada ela é. Vale ressaltar que este índice difere do Coeficiente de Uniformidade (*CU*) apresentado no trabalho de FERREIRA (2019) por dois motivos: primeiro e mais fundamental, o cálculo de *CU* corresponde à razão entre o tamanho da malha granulométrica no qual passam 60% das partículas (*D60*) e o tamanho no qual passam 10% das partículas (*D10*); segundo, porque *NU* não consegue determinar a uniformidade da distribuição entre as faixas granulométricas maior que 0,150 mm e menor que 0,045 mm. Portanto, o Índice de Não Uniformidade criado é apenas um indicativo da não uniformidade do produto *Pellet Feed* do minério de ferro.

$$NU = \frac{(> 0,150)}{(< 0,045)} \quad (13)$$

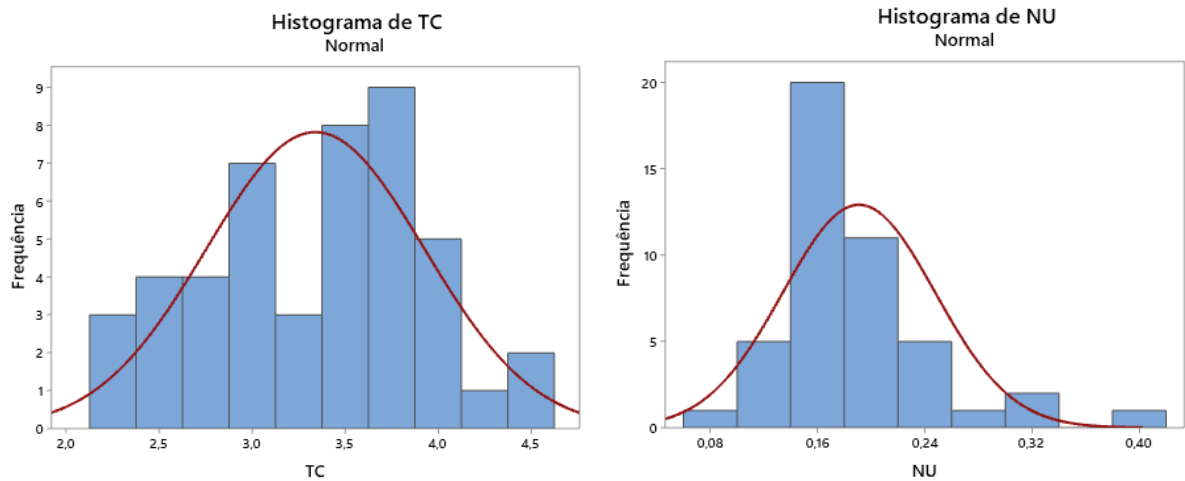
A Tabela 5.5 mostra a estatística descritiva para as variáveis criadas. A Figura 5.15 mostra os histogramas das variáveis *TC* e *NU* com as curvas normais sobrepostas. A Figura 5.16 mostra os gráficos de probabilidade normal destes dados. Já a Figura 5.17 mostra os gráficos *Boxplot*. Por último, a Figura 5.18 mostra as suas séries temporais.

Tabela 5.5 – Estatística descritiva para TC e NU.

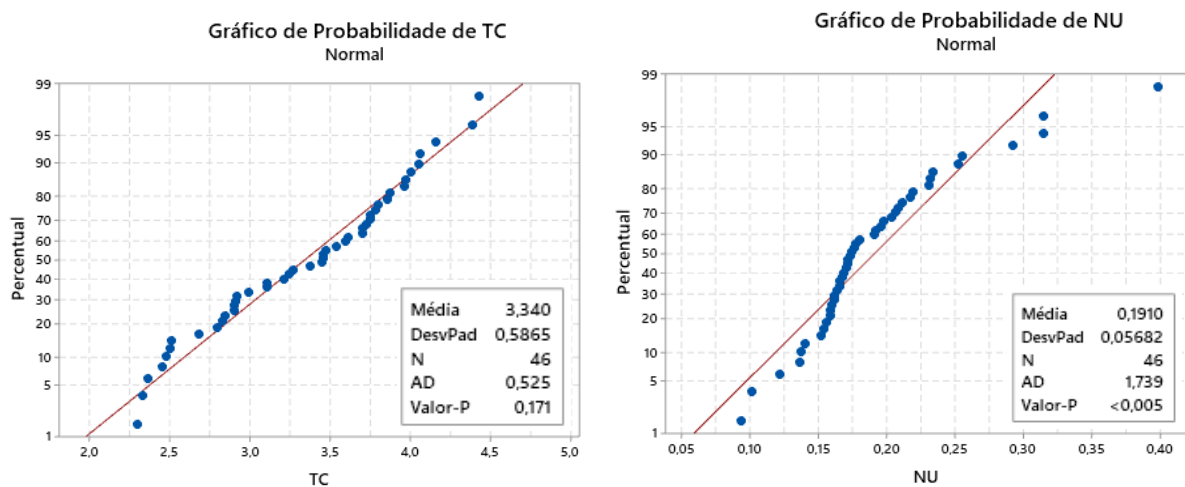
Fonte: arquivos do autor.

Variável	N	Média	DesvPad	CoefVar	Mínimo	Mediana	Máximo	Assimetria	Curtose
NU	46	0,191	0,057	29,750	0,093	0,174	0,399	1,490	3,410
TC	46	3,340	0,587	17,560	2,296	3,454	4,435	-0,150	-0,970

É possível perceber que, pelo Coeficiente de Variação, *NU* apresenta grande dispersão em relação à média, produzindo dados mais heterogêneos quando comparado com as variáveis $>0,150$ e $<0,045$. A variável *TC* apresenta média dispersão, tendo seu *CoefVar* próximo a média dos *CoefVar* dos três parâmetros que a compõe.

Figura 5.15 – Histogramas para *TC* e *NU*.

Fonte: próprio Autor.

Figura 5.16 – Gráficos de probabilidade normal para *TC* e *NU*.

Fonte: próprio Autor.

A variável *NU* apresenta não-normalidade de acordo com o *Valor-P* < 0,005 apresentado pelo teste de *Anderson-Darling*. Esta não normalidade pode estar relacionada com o formato de sua distribuição, com cauda à direita, evidenciada pela assimetria de 1,490 apresentada. Já para *TC*, não há indicação que seus dados não seguem uma distribuição normal.

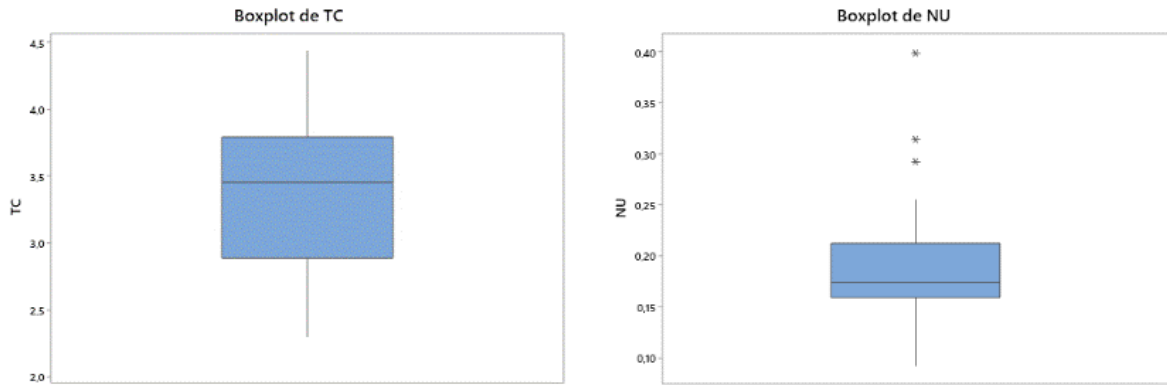


Figura 5.17 – Boxplots para *TC* e *NU*.

Fonte: próprio Autor.

A variável *NU* apresentou três possíveis outliers, unilaterais, sendo o maior 0,400. Em relação à mediana, *NU* apresentou o seu posicionamento próximo à extremidade inferior da caixa, indicando assimetria positiva à direita.

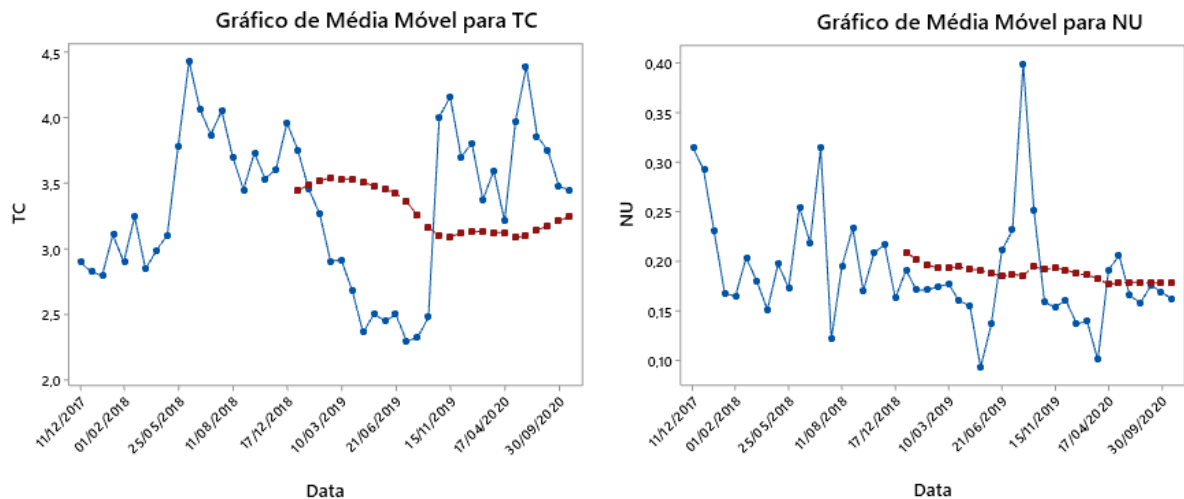


Figura 5.18 – Histórico e média móvel para *TC* e *NU*.

Fonte: próprio Autor.

É visualizado que a tendência da média móvel da variável *TC* é similar à da Umidade, como era de se esperar, uma vez que as variáveis que compõe *TC* possuem o mesmo

comportamento com a Umidade. Vale observar que *PPC*, por possuir valores maiores, exerce maior peso na composição de *TC* e, portanto, o comportamento da média móvel da última é bastante parecido com *PPC*. Em relação a *NU*, é notada forte similaridade da tendência de sua média móvel com a variável $>0,150$.

5.4. Tratamento dos Dados

5.4.1. Observações Atípicas

Identificadas as observações atípicas no *item 5.1* e *item 5.3.1*, estas foram classificadas como observações atípicas que estão no intervalo usual de valores para cada variável. Tais observações não são particularmente altas ou baixas nas variáveis, porém são únicas em sua combinação de valores. Ainda, nenhuma observação é extrema em um número suficiente de variáveis para ser considerada não-representativa da população. Portanto, decidiu-se pela manutenção destas observações na análise.

5.4.2. Desvios de Normalidade

A análise estatística multivariada demanda o atendimento de algumas suposições. A normalidade é uma delas. De acordo com (HAIR, 2009), se é suficientemente grande a variação em relação à distribuição normal, os testes estatísticos resultantes se tornam inválidos.

Os parâmetros granulométricos $>0,150$ e $<0,045$ e a variável de não-uniformidade *NU* apresentaram forte assimetria positiva, com cauda à direita, como é percebido pelos seus histogramas. Portanto, a fim de amenizar este grau de não-normalidade para a execução das análises estatísticas que se seguem, executou-se a transformação destas distribuições calculando-se o logaritmo natural para a primeira e o inverso das variáveis para as duas últimas. De acordo com (HAIR, 2009), geralmente, distribuições positivamente assimétricas são melhor transformadas empregando-se uma transformação de logaritmos ou raiz quadrada e, até mesmo, com o inverso.

As *Figuras 5.19* e *5.20* mostram os histogramas e as curvas de probabilidade normal das transformações executadas, respectivamente. Nota-se que as transformações do logaritmo natural da variável $>0,150$ e do inverso para $<0,045$ e *NU* geraram resultado. Apesar da primeira e da última não atingirem um *Valor-P* (0,033 e 0,020, respectivamente) maior que o

nível de significância de 0,050, estas atingiram graus de normalidade bem maiores que as variáveis originais (*Valor-P* < 0,005 para ambas). Já a segunda, passou a apresentar distribuição normal com a transformação do seu inverso, passando de 0,008 para 0,079 para o *Valor-P*.

Vale ressaltar que essa suposição estatística é importante, porém é permitido buscar algo intermediário entre a necessidade de satisfazer tal suposição e a robustez da técnica em conjunto com o contexto de pesquisa. Mesmo análises com amostras pequenas podem suportar pequenos, mas significantes, desvios da normalidade (HAIR, 2009). Ainda de acordo com HAIR (2009), duas ou mais variáveis normais univariadas não são necessariamente normais multivariadas. No entanto, a obtenção de normalidade univariada para todas as variáveis ajuda a obter, não garantir, a normalidade multivariada. Isto é suficiente para a maioria dos casos. No caso deste trabalho, a normalidade multivariada não é especialmente crítica.

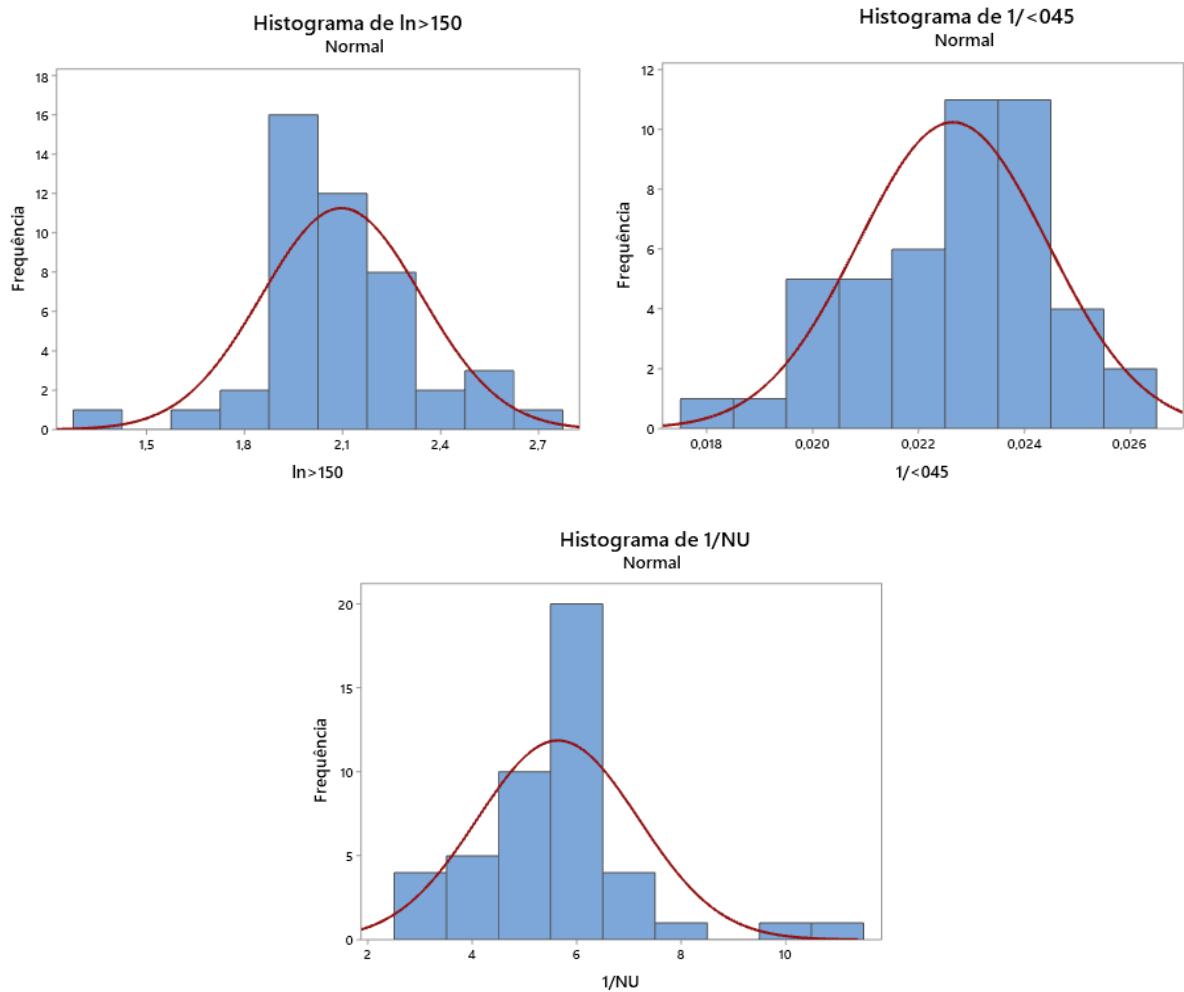


Figura 5.19 – Histogramas para as variáveis transformadas.

Fonte: próprio Autor.

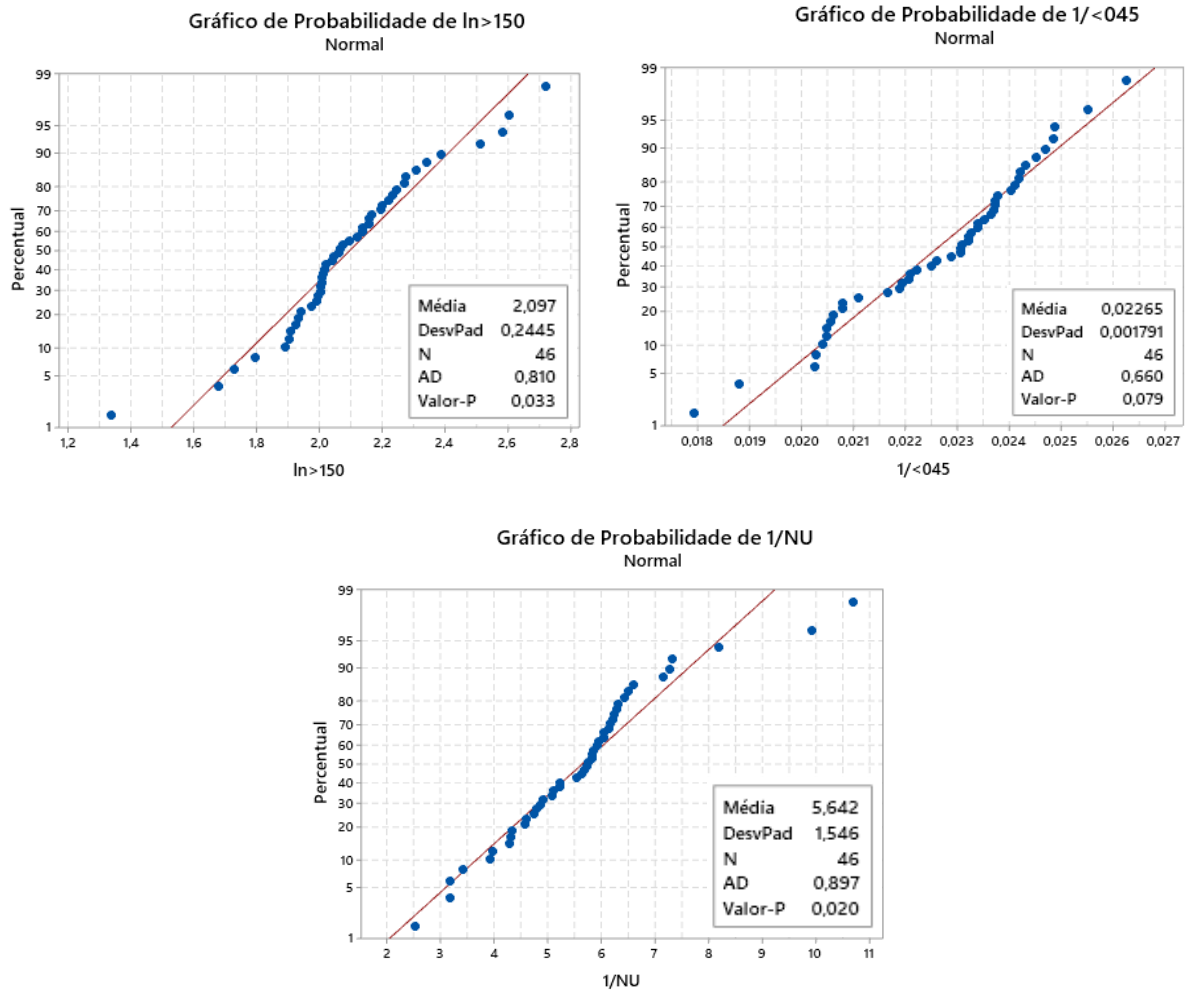


Figura 5.20 – Gráficos de probabilidade normal para as variáveis transformadas.

Fonte: próprio Autor.

5.5. Análise Exploratória – Relações com Umidade e TML

5.5.1. Análise de Correlação

Escolhidas e tratadas as variáveis dependentes e independentes que irão compor a análise exploratória, executou-se novamente uma análise de correlação. Um resumo com as variáveis selecionadas e transformadas é mostrado na *Tabela 5.6*.

A matriz de dispersão e o correlograma com mapa de calor são mostrados na *Figura 5.21* e na *Tabela 5.7*, respectivamente. Pela matriz de dispersão, é notado que a variável independente que possui visualmente a mais forte relação linear com Umidade (H_2O) é a do inverso do Percentual de Partículas com Tamanho $<0,045$ mm ($1/<0,045$). Em relação ao *TML*,

é difícil observar o tipo de relação com as demais variáveis, devido ao número pequeno de valores para este parâmetro.

Tabela 5.6 – Lista das variáveis dependentes e independentes.


Fonte: próprio autor.

Variáveis Dependentes	<i>H₂O</i>	Umidade
	<i>TML</i>	Limite de Umidade Transportável
Variáveis Independentes	<i>Fe</i>	Teor de Ferro
	<i>SiO₂</i>	Teor de Sílica
	<i>Al₂O₃</i>	Teor de Alumínio
	<i>TC</i>	Teor de Contaminantes
	<i>ln(>0,150)</i>	Percentual de Partículas com Tamanho >0,150 mm
	<i>1/(<0,045)</i>	Percentual de Partículas com Tamanho <0,045 mm
	<i>1/NU</i>	Índice de Não Uniformidade

Tabela 5.7 – Correlograma com mapa de calor para as variáveis escolhidas.

Fonte: próprio Autor.

	<i>Fe</i>	<i>SiO₂</i>	<i>Al₂O₃</i>	<i>TC</i>	<i>ln>0,150</i>	<i>1/<0,045</i>	<i>1/NU</i>	<i>H₂O</i>
<i>SiO₂</i>	0,167							
<i>Al₂O₃</i>	-0,122	-0,026						
<i>TC</i>	-0,865	-0,506	-0,138					
<i>ln>150</i>	-0,12	0,062	0,054	0,028				
<i>1/<045</i>	0,472	0,258	0,393	-0,621	0,174			
<i>1/NU</i>	-0,008	-0,066	-0,291	0,15	-0,91	-0,467		
<i>H₂O</i>	-0,38	-0,085	-0,373	0,532	-0,117	-0,711	0,331	
<i>TML</i>	-0,455	-0,182	-0,091	0,502	-0,217	-0,441	0,413	0,538



Comparando o novo correlograma com o construído na etapa inicial, nota-se que as correlações com as variáveis transformadas não se alteraram. A variável criada *TC* apresentou correlações moderadas positivas com Umidade e *TML*. Já *1/NU* apresentou correlação fraca negativa com Umidade e *TML*, o que indica que *NU* apresenta correlação fraca positiva com estas duas.

Para facilitar a visualização das correlações entre variáveis dependentes e independentes que são significantes, eliminou-se as linhas do correlograma relacionadas às correlações das variáveis independentes entre si e os valores de coeficiente menores que 0,300, por indicarem não significância (*N/S*) nas relações. A *Tabela 5.8* mostra esse resultado.

Tabela 5.8 – Correlograma e mapa de calor resumido.

Fonte: próprio Autor.

	<i>Fe</i>	<i>SiO₂</i>	<i>Al₂O₃</i>	<i>TC</i>	<i>ln>150</i>	<i>1/<045</i>	<i>1/NU</i>	<i>H₂O</i>
<i>H₂O</i>	-0,38	N/S	-0,373	0,532	N/S	-0,711	0,331	N/A
<i>TML</i>	-0,455	N/S	N/S	0,502	N/S	-0,441	0,413	0,538

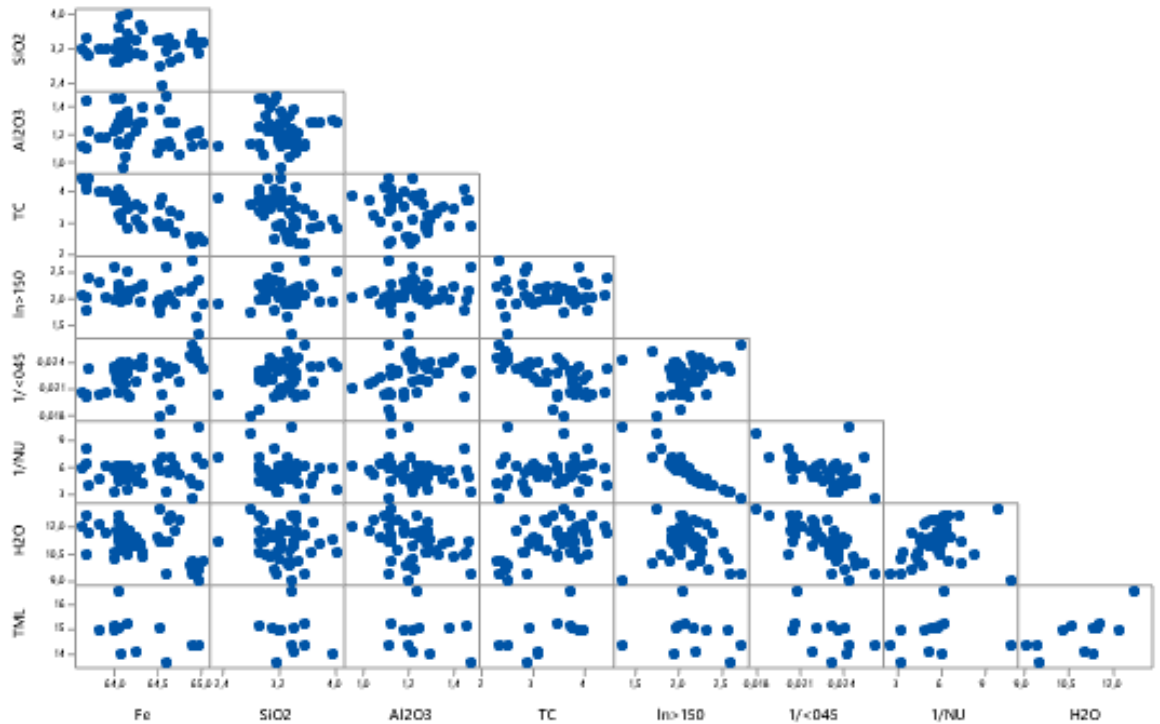


Figura 5.21 – Matriz de dispersão para as variáveis escolhidas.

Fonte: próprio Autor.

5.5.1.1. Umidade

Nota-se uma correlação negativa forte de H_2O com $1/<0,045$, o que indica que $<0,045$ possui uma correlação positiva forte com a mesma. Tal intensidade na relação entre essas duas variáveis está de acordo com estudo realizado por LV et al. (2012), que afirma que a umidade retida é diretamente proporcional à área de contato entre água e partícula. Sabendo que amostras constituídas por partículas mais finas apresentam maior área superficial, estas tendem a reter maior umidade.

O Teor de Contaminantes (TC) apresentou correlação positiva moderada com Umidade. Isto faz sentido, visto que os elementos que constituem essa variável estão geralmente

associados à Goethita, que, por sua vez, é um mineral de ferro hidratado que contribui para elevar o teor de água contido na amostra (QUITES, 2018). Um dos constituintes do minério analisado, a goethita possui grande área superficial e, assim, pode conter grande quantidade de água adsorvida (COSTA et al., 2014).

Foi mostrada uma correlação negativa, apesar de fraca, entre teor de Alumínio (Al_2O_3) e Umidade. Resultado este surpreendente, uma vez que Al_2O_3 geralmente, também, se encontra associada à Goethita.

A correlação negativa fraca de H_2O com Fe pode ser explicada pelo fato do teor de Ferro ser correlacionado de forma negativa com TC . Logo, amostras com maior percentual de ferro geralmente estão associadas a minérios com menor teor de contaminantes, que por sua vez, retém menor umidade, como foi discutido.

Por último, vale observar que, considerando que o quartzo é pouco poroso e não está relacionado às propriedades de retenção de água (FERREIRA, 2019), era esperado que SiO_2 não apresentasse correlação com H_2O , como foi visto.

5.5.1.2. TML

É percebida uma correlação positiva moderada de TML com TC , a maior correlação observada. Isto pode ser explicado pela associação dos contaminantes com goethita, que possui elevada porosidade de suas partículas (COUTO et al., 2010), concedendo à amostra um alto grau de espaços vazios, característica determinante no valor de TML do minério.

Para a variável Fe , nota-se, também, uma correlação moderada, porém negativa, com TML . O teor de Ferro está ligado diretamente à densidade das partículas de minério de ferro (PRESSOTTI, 2002), pela razão dos minerais de ferro serem mais densos que os de ganga (QUITES, 2018). A equação (7) que calcula o valor de TML pelo método $PFC70$ a partir do índice de vazios e da massa específica da amostra evidencia a relação de proporcionalidade inversa entre TML e densidade. Como amostras com teores maiores de ferro geralmente apresentam, também, maiores densidades, os valores de TML obtidos para estas deverão ser menores.

O resultado obtido para o inverso da variável criada I/NU indica correlação positiva fraca e, portanto, negativa fraca de NU com TML . O Índice de Não Uniformidade, como explicitado no item 5.3.1 “Escolha de Variáveis”, revela a tendência da amostra possuir

distribuição granulométrica ampla de suas partículas, ou seja, quanto maior o índice, mais bitolada ela é. De acordo com estudo realizado por (FERREIRA, 2019), o índice de vazios do material pode estar relacionado com a sua não uniformidade devido aos efeitos estruturais descritos no item 3.11 “Interação entre Partículas de Diferentes Tamanhos em um Sólido Compactado” da “Revisão Bibliográfica”, especialmente efeitos de ocupação para o *Pellet Feed*, que tendem a diminuir a quantidade de espaços vazios pela geração de um volume de sólidos de partículas grossas no lugar do volume de vazios entre partículas finas. Novamente, pela equação (7), é evidenciado a relação de proporcionalidade direta entre *TML* e índice de vazios da amostra. Como amostras mais não uniformes apresentam menor volume de espaços vazios, os valores de *TML* obtidos para estas deverão ser, também, menores.

Para o inverso da variável granulométrica transformada $1/\ln < 0,045$ é mostrada uma correlação fraca negativa, ou seja, fraca positiva de $< 0,045$ com *TML*. Na análise inicial, item 5.2, é evidenciada uma relação positiva de $< 0,045$ com os contaminantes *P*, *Mn* e *PPC*, uma vez que estes estão associados em maior parte às partículas ultrafinas do minério de acordo com LACERDA (2021) e MENEZES et al (2019). Dessa forma, o grau de associação entre $< 0,045$ e *TML* é explicado pelo fato da primeira estar relacionada à *TC*, que, por sua vez, possui correlação positiva com *TML*.

Da mesma forma como para umidade, em último, vale ressaltar que, considerando que o quartzo é pouco poroso e não está relacionado às propriedades de retenção de água (FERREIRA, 2019), era esperado que SiO_2 não apresentasse correlação com *TML*.

5.5.2. Análise de Regressão

5.5.2.1. Umidade

A Tabela 5.9 mostra os resultados obtidos para análise de regressão com os melhores subconjuntos, com o objetivo de comparar modelos de regressão diferentes que contém as variáveis independentes, afim de reconhecer quais delas melhor descrevem a variável dependente Umidade (H_2O). O índice “X” presente nas colunas das variáveis explicativas representa quais delas está participando do modelo de regressão linear em questão, referente à cada linha da tabela. A coluna *Vars* indica o número de preditoras contidas em cada modelo. As variáveis SiO_2 e $\ln < 0,150$ foram removidas da análise por apresentarem correlações desprezíveis com H_2O .

Nota-se pela *Tabela 5.9* que a variável granulométrica $<0,045$, que apresentou maior correlação com H_2O , exibe por si só o maior coeficiente de determinação ajustado ($R^2_{(aj)}$) ao ser empregada na regressão da resposta Umidade. O $R^2_{(aj)}$ apresentado mostra que 52,5% da variação na resposta é explicada por $<0,045$. Isto indica que $<0,045$ individualmente consegue formar um modelo que se ajusta bem aos dados. Logo abaixo, a variável que apresenta o segundo maior coeficiente de determinação ajustado individualmente é TC , valendo 28,3%. Tais resultados confirmam o mostrado na etapa anterior a partir da análise de correlação.

Ao se adicionar mais uma variável explicativa à regressão linear, nota-se que o conjunto formado por $<0,045$ e Fe é o que apresenta maior $R^2_{(aj)}$ dentre os conjuntos formados por duas variáveis. Contudo, ao se comparar com o modelo com apenas uma variável, é percebido que o incremento no $R^2_{(aj)}$ é pequeno, apenas 0,9%. Isto pode indicar que parte da variação de H_2O é explicada tanto pela variável granulométrica $<0,045$ quanto pela variável química Fe de forma compartilhada. Corroborando tal possibilidade, foi visto que o teor de Ferro se relaciona de forma inversa com o teor de contaminantes que, por sua vez, possuem relação direta com as partículas mais finas do minério. O mesmo comportamento é observado quando TC é adicionada ao modelo juntamente com $<0,045$. Da mesma maneira, o modelo com todas as cinco variáveis apresenta um $R^2_{(aj)}$ de 53,4%, incremento bastante pequeno ao ser comparado com o modelo de única variável $<0,045$.

A equação de regressão linear de H_2O com $<0,045$ e o gráfico de dispersão com a reta ajustada são mostrados a seguir pela equação (14) e *Figura 5.22*.

$$H_2O = 20,18 - 397,0 \left(\frac{1}{<0,045} \right), \quad \text{Valor-}P < 0,001 \quad (14)$$

O coeficiente de regressão do inverso da variável explicativa $1/<0,045$ é negativo (equação 14). Isto indica que uma variação positiva em $<0,045$ gera, também, uma variação positiva em H_2O , confirmado a hipótese da existência de um relacionamento direto forte entre essas duas variáveis. Ainda, o *Valor-P* apresentado ($<0,001$) para o modelo é menor que o nível de significância de 0,050, portanto, a relação entre preditor e resposta é estatisticamente significativa.

Fonte: próprio Autor.

Vars	R^2	$R^2_{(aj)}$	Fe	Al ₂ O ₃	TC	1/<0,045	1/NU
1	53,5	52,5				X	
1	29,9	28,3			X		
1	19,3	17,4	X				
1	12,9	11,0		X			
1	5,7	3,6					X
2	55,4	53,4	X			X	
2	55,3	53,2			X	X	
2	54,8	52,7				X	X
2	54,8	52,7		X		X	
2	40,1	37,3		X	X		
3	58,3	55,3	X	X		X	
3	57,2	54,2		X	X	X	
3	56,2	53,0		X		X	X
3	55,9	52,8			X	X	X
3	55,9	52,8	X			X	X
4	58,6	54,6	X	X		X	X
4	58,3	54,2	X	X	X	X	
4	57,8	53,7		X	X	X	X
4	56,0	51,7	X		X	X	X
4	43,0	37,5	X	X	X		X
5	58,6	53,4	X	X	X	X	X

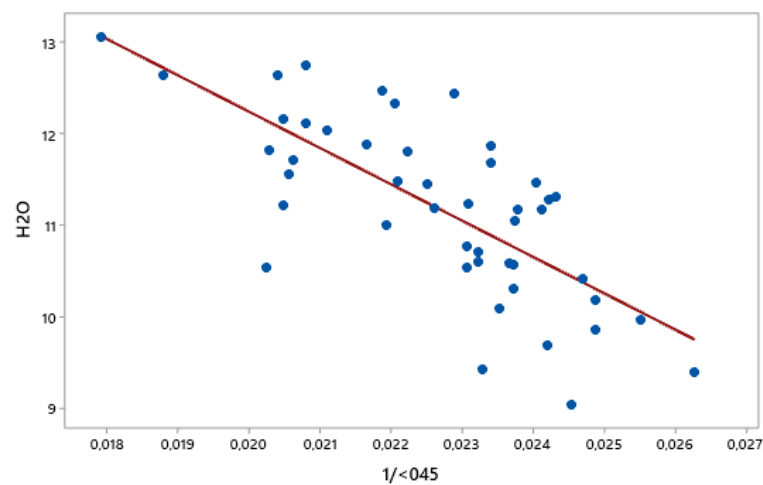


Figura 5.22 – Regressão linear de H₂O com 1/<0,045.

Fonte: próprio Autor.

5.5.2.2. TML

A *Tabela 5.10* mostra os resultados obtidos para análise de regressão com os melhores subconjuntos de variáveis explicativas para variável dependente *TML*. As variáveis *SiO₂* e *ln<0,150* foram removidas da análise por apresentarem correlações desprezíveis com *TML*.

Observa-se pela *Tabela 5.10* que a variável química *TC*, que apresentou maior correlação com *TML*, exibe individualmente o maior coeficiente de determinação ajustado ($R^2_{(aj)}$) ao ser empregada na regressão da resposta *TML*. O $R^2_{(aj)}$ apresentado mostra que 26,1% da variação na resposta é explicada pelo teor de contaminantes no minério. Isto indica que *TC* por si só consegue formar o modelo que melhor se ajusta aos dados. Logo após, a variável que apresenta o segundo maior coeficiente de determinação ajustado individualmente é *l/<0,045*, valendo 17,2%. Esses resultados confirmam o exibido na etapa anterior a partir da análise de correlação.

Como no item anterior para Umidade, ao se adicionar mais uma variável explicativa à regressão linear, nota-se que o conjunto formado por *TC* e *Fe* é o que apresenta maior $R^2_{(aj)}$ dentre os conjuntos formados por duas variáveis. No entanto, ao se comparar com o modelo com apenas uma variável, é percebido que o incremento no $R^2_{(aj)}$ é pequeno, apenas 0,1%. Isto pode indicar que parte da variação do *TML* é explicada tanto pelo teor de contaminantes quanto pelo teor de *Fe* de forma compartilhada. Ora, foi visto que o teor de Ferro se relaciona de forma inversa com o teor de contaminantes, que, por sua vez conferem maior porosidade ao minério, maior índice de vazios e maior *TML*. A densidade do minério, condicionada pelo teor de *Fe*, também, é condicionada ao teor de contaminantes. Já o modelo com todas as cinco variáveis apresenta um $R^2_{(aj)}$ de 0,9%, indicando que a adição de muitas variáveis explicativas à regressão não aumenta a força de explicação da resposta. Portanto, o teor de contaminantes se torna o principal parâmetro a ser avaliado em uma exploração do *TML*.

A equação de regressão linear de *TML* com *TC* e o gráfico de dispersão com a reta ajustada são mostrados pela equação (15) e *Figura 5.23*.

$$TML = 12,12 + 0,816 TC, \quad \text{Valor-}P = 0,048 \quad (15)$$

O coeficiente de regressão (equação 15) da variável explicativa *TC* é positivo, indicando que uma variação positiva em *TC* gera, também, uma variação positiva no *TML*, confirmado a hipótese da existência de um relacionamento direto entre essas duas variáveis. Ainda, o *Valor-P* apresentado de 0,048 para o modelo é menor que o nível de significância de 0,050, portanto,

a relação entre preditor e resposta é estatisticamente significativa. Mesmo com o valor de $R^2_{(aj)}$ baixo, a preditora TC é estatisticamente significativa, e permite tecer conclusões importantes sobre como as alterações em seu valor estão associadas a alterações no valor da variável TML . Independentemente do $R^2_{(aj)}$, os coeficientes significativos ainda representam a mudança média na resposta para uma unidade de mudança na preditora (MINITAB, 2021).

Tabela 5.10 – Análise de regressão linear para TML com os melhores subconjuntos de variáveis.

Fonte: próprio Autor.

Vars	R^2	$R^2_{(aj)}$	Fe	Al_2O_3	TC	$1/<0,045$	$1/NU$
1	32,8	26,1			X		
1	24,8	17,2				X	
1	20,3	12,3	X				
1	2,8	0,0		X			
1	2,3	0,0					X
2	39,4	26,0	X		X		
2	38,2	24,4			X		X
2	36,5	22,4		X	X		
2	34,3	19,6			X	X	
2	27,0	10,7	X			X	
3	42,9	21,4	X	X	X		
3	42,7	21,3	X		X		X
3	41,3	19,3		X	X		X
3	41,1	19,0	X		X	X	
3	38,5	15,4			X	X	X
4	45,8	14,8	X	X	X		X
4	43,6	11,3	X	X	X	X	
4	43,3	11,0	X		X	X	X
4	41,3	7,8		X	X	X	X
4	31,6	0,0	X	X		X	X
5	45,9	0,9	X	X	X	X	X

A *Tabela 5.11* mostra um quadro resumo com os principais resultados obtidos. Nesta tabela, o termo “ N/P ” foi aplicado aos resultados não identificados ou insignificantes. Já o termo “ N/A ” significa não se aplica.

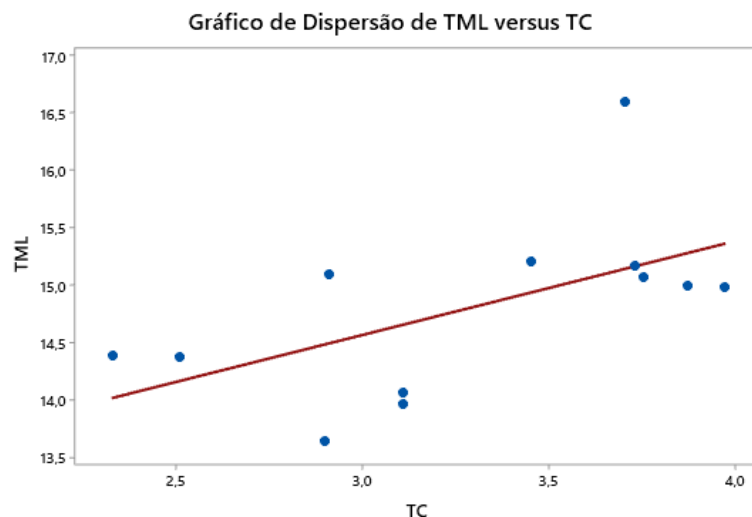


Figura 5.23 – Regressão linear de TML com TC. Fonte: próprio Autor.

Tabela 5.11 – Quadro resumo com principais resultados. Fonte: próprio Autor.

Vars	Dispersão	Normalidade	Presença de Outliers	Comportamento Histórico	Correlação	Regressão Linear
<i>Fe</i>	Baixa	Não-normal	Não	Oposto à <i>P</i> , <i>Mn</i> , <i>PPC</i> e $<0,045$	Negativa forte com <i>PPC</i> e <i>TC</i> e moderada com <i>P</i> e <i>Mn</i>	N/A
<i>SiO₂</i>	Média	Normal	Sim	N/I	Negativa moderada com <i>Mn</i>	N/A
<i>Al₂O₃</i>	Média	Normal	Não	N/I	N/I	N/A
<i>P</i>	Alta	Não-normal	Sim	Similar à <i>Mn</i> , <i>PPC</i> e $<0,045$	Positiva forte com <i>Mn</i> e <i>PPC</i>	N/A
<i>Mn</i>	Alta	Normal	Não	Similar à <i>P</i> , <i>PPC</i> e $<0,045$	Positiva forte com <i>P</i> e <i>PPC</i>	N/A
<i>PPC</i>	Alta	Normal	Não	Similar à <i>P</i> , <i>Mn</i> e $<0,045$	Positiva forte com <i>P</i> e <i>Mn</i>	N/A
<i>TC</i>	Alta	Normal	Não	Similar à <i>PPC</i>	Negativa forte com <i>Fe</i> e positiva moderada com $<0,045$	N/A
$>0,150$	Alta	Não-normal	Sim	N/I	N/I	N/A
$<0,045$	Média	Não-normal	Não	Similar à <i>P</i> , <i>Mn</i> , <i>PPC</i>	Positiva forte com <i>P</i> e moderada com <i>Mn</i> e <i>PPC</i>	N/A
<i>NU</i>	Alta	Não-normal	Sim	Similar à $>0,150$	Positiva forte com $>0,150$	N/A
<i>H₂O</i>	Média	Normal	Não	Similar à <i>P</i> , <i>Mn</i> , <i>PPC</i> , <i>TC</i> e $<0,045$ e oposto à <i>Fe</i>	Positiva forte com $<0,045$ e moderada com <i>P</i> e <i>TC</i>	$R^2_{(aj)} = 52,5\%$ para modelo com $<0,045$ Relação entre preditor e resposta estatisticamente significativa $R^2_{(aj)} = 28,3\%$ para modelo com <i>TC</i>
<i>TML</i>	Média	Normal	Não	N/I	Positiva moderada com <i>P</i> e <i>TC</i>	$R^2_{(aj)} = 26,1\%$ para modelo com <i>TC</i> Relação entre preditor e resposta estatisticamente significativa $R^2_{(aj)} = 17,2\%$ para modelo com $<0,045$

6. CONCLUSÃO

O trabalho desenvolvido alcançou o principal objetivo proposto, visto que foi realizado um estudo aprofundado das relações entre os teores químicos e granulométricos de minérios de ferro do tipo *Pellet Feed*, oriundos de uma mineradora localizada na região da Serra Azul – MG, e seus teores de umidade e *TML*.

Com base nas análises realizadas por meio do *software Minitab*, utilizando os dados de caracterização química e granulométrica e teores de umidade e *TML* obtidos, foi possível constatar, para o caso específico dos minérios avaliados, que: o teor de contaminantes, *TC*, composto pelos elementos *P*, *Mn* e *PPC*, representou a variável de maior influência nos resultados de *TML*, o que se explica pela associação desses contaminantes com goethita, minério que possui elevada porosidade e, portanto, alto grau de espaços vazios, característica determinante no valor de *TML*. Outras variáveis que apresentaram correlação significativa com esse parâmetro foram o percentual de partículas com tamanho $<0,045$ mm, teor de *Fe* e o índice de não uniformidade, no entanto com menor força. Por meio da análise de regressão linear múltipla foi possível observar que a variação da resposta *TML* é compartilhada por todas essas variáveis.

Para a umidade, a variável de maior influência foi o percentual de partículas de tamanho $<0,045$ mm, explicando 52,5% da variação da resposta de acordo com resultado obtido na análise de regressão linear múltipla. A análise de correlação mostrou a forte relação positiva entre as duas variáveis supracitadas, além de explicitar as relações da umidade também com teor de contaminantes, Al_2O_3 e *Fe*. A forte correlação entre $<0,045$ e umidade pode ser explicada pelo fato da umidade retida ser diretamente proporcional à área de contato entre água e partícula. Como amostras constituídas por partículas mais finas apresentam maior área superficial, estas tendem a reter maior umidade.

Outras constatações que podem ser retiradas do estudo realizado são:

- Os elementos *P*, *Mn* e *PPC* possuem correlação positiva entre si e negativa com o elemento *Fe*.
- As partículas com tamanho $<0,045$ mm tendem a possuir maior percentual de contaminantes (*P*, *Mn* e *PPC*).
- Foi mostrada uma correlação negativa, apesar de fraca, entre teor de Alumínio (Al_2O_3) e Umidade. Tal resultado foi considerado inesperado, visto que Al_2O_3

geralmente, também, se encontra associado à goethita, que é um mineral de ferro hidratado que contribui para elevar o teor de água contido na amostra.

- O teor de SiO_2 não apresentou correlação nem com a umidade e nem com o *TML*.

Tais constatações podem ser utilizadas como material de apoio na tomada de decisões de mineradoras de ferro localizadas na região onde foram extraídos os minérios utilizados nesse estudo, servindo para dar um direcionamento para análises e discussões.

Por se tratar do estudo de um tipo específico de minério de ferro de uma região específica e dada a limitação de quantidade de dados, não é possível generalizar os resultados obtidos para todo e qualquer minério de ferro, bem como não é possível considerar tais resultados como verdade absoluta nem mesmo para os produtos da região analisada, servindo apenas como instrumentos auxiliares para pesquisa e controle de umidade e *TML*, como dito anteriormente.

7. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ABNT, Associação Brasileira de Normas Técnicas. NBR 6457:1986 – Amostras de Solo - Preparação para Ensaio de Compactação e Ensaio de Caracterização (Anexo: Determinação do Teor de Umidade dos Solos). Rio de Janeiro. ABNT, 1986.

ABNT, Associação Brasileira de Normas Técnicas. NBR ISO 3087:2012 - Minérios de Ferro - Determinação do Teor de Umidade de Um Lote. Rio de Janeiro. ABNT, 2012.

ALKMIM, F.F.; MARSHAK, S. Transamazonian Orogeny in the Southern São Francisco Craton Region, Minas Gerais, Brazil: evidence for Paleoproterozoic collision and collapse in the Quadrilátero Ferrífero. *Precambrian Research*. 90, 29-58. 1998.

ALVARES, M. R. N., MONTE, M. B. M., SIMÃO, R. A. et al. Estudo da redução da umidade do minério de ferro pela aplicação do tratamento por plasma de hexametildissiloxano. Congresso Brasileiro de Engenharia e Ciência dos Materiais. Foz do Iguaçu. Novembro de 2018.

ANDREI, C., PAZARA, R.H. The impact of bulk cargoes liquefaction on ship's intact stability. *U.P.B. Sci. Bull., Series D*, v. 75, n. 4, p. 47-58. 2013.

ANTAQ, Anuário. Movimentação Portuária. 2020. 07 de março de 2021. Disponível em: <http://web.antaq.gov.br/Anuario/>.

BASHEER, I.A. Empirical modeling of the compaction curve of cohesive soils. *Can. Geotech. J.* v. 38, p. 29–45. 2001.

BRODIE, P. *Commercial Shipping Handbook*. 2. ed. Nova York: Informa Law from Routledge. 2013.

CCA-IMO. Quem Somos. Marinha do Brasil, 2020. Disponível em: <https://www.ccaimo.mar.mil.br/ccaimo/sec-imo/quem-somos> . Acesso em: 06 de outubro de 2020.

CAPESIZE. Disponível em: <https://www.wikiwand.com/en/Capesize>. Acesso em: 19 de outubro de 2020.

CHAN, K.W., KWAN, A.K.H. Evaluation of particle packing models by comparing with published test results. *Particuology*, v. 16, p. 108–115. 2014.,

CHURCHILL G. A., LACOBUCCI D. *Marketing research: metodological foundations*. 2.nd. Orlando: Dryden Press. 1998.

CORRENT, S. Uso de polímero superabsorvente para adequação da umidade máxima de minério de ferro do tipo Sinter Feed para transporte marítimo. Monografia. Curso de Engenharia de Minas. Universidade Federal de Ouro Preto. 2017.

COSTA, G. M., NOVACK, K. M., ELIAS, M. M. C., CUNHA, C. C. R. F. Determinação dos teores de água em minérios de ferro e de manganês. 14º Simpósio Brasileiro de Minério de Ferro e 1º Simpósio Brasileiro de Aglomeração de Minério de Ferro, 1 a 4 de setembro. Belo Horizonte, MG, Brasil. 2014.

COUTO, M. L. F., COSTA, G. M., CARIOCA, A. C., DUTRA, F. C. Formas de ocorrência de alumínio e fósforo em minérios de ferro. *Tecnol. Metal. Mater. Miner.*, São Paulo, v. 6, n. 4, p. 206-209, abr.-jun. 2010.

DOOR, J.V.N. “Physiographic, stratigraphic and structural development of the Quadrilátero Ferrífero, Minas Gerais, Brazil”, U.S.G.S., Prof. Paper, Washington, 341 (c), p.109. 1969.

EIA - ARCELORMITTAL, 2017. Disponível em: <https://brasil.arcelormittal.com/pdf/sustentabilidade/meio-ambiente/mineracao/estudos-impacto-ambiental-eia.pdf>

FAGERBERG, B. Hazards of shipping granular ore concentrates – Part I. *Canadian Mining Journal*, Julho, p. 53-57. 1965a.

FAGERBERG, B. Hazards of shipping granular ore concentrates – Part II. *Canadian Mining Journal*, Agosto, p. 81-86. 1965b.

FAGERBERG, B, STAVANG, A. Determination of critical moisture contents in ore concentrates carried in cargo vessels. In: INTERNATIONAL SYMPOSIUM ON TRANSPORT AND HANDLING OF MINERALS, 1., 1971, Vancouver. Proceedings of the First International Symposium on Transport and Handling of Minerals. São Francisco: Miller Freeman, p. 174-185. 1971.

FERREIRA, J. C., PATINO, C. M. O que realmente significa o valor-p? Educação Continuada: Metodologia Científica. *J Bras Pneumol*. 2015.

FERREIRA, R. F. Modelos para previsão do limite de umidade para transporte marítimo de finos de minério de ferro – TML. Tese de doutorado. Programa de Pós- graduação em Engenharia Mineral. Universidade Federal de Ouro Preto. 2019.

FERREIRA, R. F.; PEREIRA, T. M.; LIMA, R. M. F.; A model for estimating the PFD80 transportable moisture limit of iron ore fines. Powder Technology. Volume 345. Páginas 329-337. 2019.

FREDLUND, D.G., RAHARDJO, H., FREDLUND, M.D. Unsaturated Soil Mechanics in Engineering Practice. Hoboken: John Wiley & Sons. 2012.

GENS, A., ALONSO, E.E., SURIOL, J., LLORET, A. Effect of structure on the volumetric behavior of a compacted soil. *In*: INTERNATIONAL CONFERENCE ON UNSATURATED SOILS, 1., 1995, Paris. Proc. 1st Int. Conf. on Unsaturated Soils. Rotterdam: Balkema, v. 1, 1995. p. 83-88.

Geomorfologia, do Projeto APA Sul da Região Metropolitana de Belo Horizonte (RMBH). Volume 6. 2005. 12 de setembro de 2021. Disponível em: https://rigeo.cprm.gov.br/xmlui/bitstream/handle/doc/10218/rel_apa_sulrmbhv6.pdf?sequence=27)

GREEN, P.V., KIRBY, J.M. Behaviour of damp fine-grained bulk mineral cargoes. Trans. Inst. Marine Eng., v. 94, artigo 19, p. 2-7. 1981.

GUIMARÃES, M. L. V; TOLEDO, J. P; FARIA, C. A. Estimativa e Monitoramento das Reservas de Minério de Ferro do Sistema Sul – Vale – Quadrilátero Ferrífero – MG. Brasil Miningsite. 2008.

HAIR, J. F., BLACK, W. C., BABIN, B. J., ANDERSON, R. E., TATHAM, R. L. Análise Multivariada de Dados. 6ª edição. 2009.

HERZ, M. Metamorphic Rocks of the Quadrilátero Ferrífero, Minas Gerais, Brazil. Washington. USGS-Prof. Paper. 641-c, 81p. 1978.

HUANG, Y., YU, M. Hazard Analysis of Seismic Soil Liquefaction. Springer, 2017.

IBRAM. 12 fevereiro de 2020. Disponível em: <http://portaldamineracao.com.br/ibram/mineracao-expande-faturamento-e-recolhe-quase-r-50-bi-em-tributos-e-encargos/> . Acesso em: 06 de outubro de 2020.

IMO - International Maritime Organization. International Maritime Solid Bulk Cargoes Code. Londres: IMO, 2018.

INMET - Instituto Nacional de Meteorologia. Normais Climatológicas(1961-1990), Brasília,1992. 12 de setembro de 2021. Disponível em: <https://portal.inmet.gov.br/normais>.

INTERCARGO - International Association of Dry Cargo Shipowners. Bulk Carrier Casualty Report: Years 2005 to 2015 and the trends. Londres: INTERCARGO, 2016.

INTERCARGO - International Association of Dry Cargo Shipowners. Bulk Carrier Casualty Report: Years 2008 to 2017 and the trends. Londres: INTERCARGO, 2018.

JEFFERIES, M., BEEN, K. Soil Liquefaction: A Critical State Approach. Boca Raton: CRC Press. 2016.

KINNEAR T.C., TAYLOR J.R. Marketing research: an applied approach. New York: MC Graw-Hill. 1979.

KNAPPETT, J.A., CRAIG, R.F. Craig's Soil Mechanics. 8. ed. Oxon: Spon Press. 2012.

KRAMER, S.L. Geotechnical Earthquake Engineering. Upper Saddle River: Prentice Hall. 1996.

KOBYLIŃSKI, L.K., KASTNER, S. Stability and Safety of Ships. Elsevier, v. 1, 2003.

LAARMANN. TML Flow Table Test (DIA 254MM). 12 de setembro de 2021. Disponível em: <https://www.laarmann.eu/Products/flow-table-254/>

LACERDA, R. F. L. Caracterização tecnológica de itabiritos ferro hidratados e estudo de métodos de deslamagem prévia a flotação. Dissertação de Mestrado. CPGEM – UFMG. Belo Horizonte. 2021.

LANGFELDER, L.J., CHEN, C.F., JUSTICE, J.A. Air permeability of compacted cohesive soils. Journal of the Soil Mechanics and Foundations Division, v. 94, n. 4, p. 981-1001. 1968.

LEROUEIL, S., HIGHT, D.W. Compacted soils: from physics to hydraulic and mechanical behavior. In: CAICEDO et al. (Eds.), Advances in Unsaturated Soil. Londres: Taylor & Frances Group, p. 41-59. 2013.

LEVY P.S., LEMESHOW S. Sampling for health professionals. Belmont: LLP, 1980.

LV, X.; YUAN, Q.; BAI, C.; HANG, X.; LEI, L. A phenomenological description of moisture capacity of iron ores. Particuology, v. 10, p. 692-698. 2012.

LWANGA S.K., LEMESHOW S. Sample size determination in health studies: a practical manual. Geneva: World Health Organization, 1991.

MASSAD, F. Mecânica dos Solos Experimental. São Paulo: Oficina de Textos, 2016.

MENEZES, K. B., RUSSO, J. F. C., ARAÚJO, D. R., TURRER, H. D. G., SALES, A. S., MIRANDA, A. A., SILVA, M. N. Entendimento sobre as variáveis que influenciam no TML. 20º Simpósio de Mineração. São Paulo, SP, Brasil. ABM Week. 2019

MEYER, K. Pelletizing of Iron Ores. Springer. Verlag Berlin, Heidelberg, and Verlag Stahleissen mbH. Dusseldorf, Germany, 1980. Páginas 21 a 205.

MINITAB STATISTICAL SOFTWARE. Versão 19. 09 de novembro de 2021. Disponível em: <https://support.minitab.com/>

MIOT, H. A. Análise de correlação em estudos clínicos e experimentais. Jornal Vascular brasileiro. ISSN 1677-7301.Out-Dez. 2018.

MOURÃO, J, M; Estudo Prospectivo do Setor Siderúrgico - Situação Atual e Tendências 2025. NT Minério de Ferro e Pelotas. 2008.

MUNRO, M. C.; MOHAJERANI, A. Determination of the transportable moisture limit of iron ore fines for the prevention of liquefaction in bulk carriers. Marine Structures. Volume 40. January 2015. Páginas 193-224.

MUSA – MINERAÇÃO USIMINAS. Geologia Local da Região da Serra Azul, Minas Gerais: relatório técnico. Minas Gerais. 2012.

NETO, M. M. J. Estatística multivariada. Revista de Filosofia e Ensino. 9 maio 2004. 10 de dezembro de 2021. Disponível em: http://www.criticanarede.com/cien_estatistica.html.

OLIVEIRA T. M. V. Amostragem não probabilística: adequação de situações para uso e limitações de amostras por conveniência, julgamento e cotas. Rev Adm On Line jul/ago/set. 2001.

OLSON, R.E. Effective stress theory of soil compaction. Journal of Soil Mechanics and Foundations Division, v. 89, n. 2, p. 27-45. 1963.

O mistério dos navios que afundam todo ano quando sua carga se liquefaz de repente. Disponível em: <https://hypescience.com/o-misterio-dos-navios-cargueiros-que-afundam-quando-sua-carga-se-liquefaz/>. Acesso em: 19 de outubro de 2020.

PLATTS MC GRAW HILL FINANCIAL. THE PRICE OF IRON ORE INDEX-IODEX, 2015. Disponível em: <https://www.spglobal.com/platts/pt/products-services/metals/steel-data-and-analysis>. Acesso em: 25 de setembro de 2020.

PRESSOTTI, E. D. S. Influência do teor de ferro nos parâmetros de resistência de um rejeito de minério de ferro. Dissertação de Mestrado. UFOP. Ouro Preto. 2002.

PROCTOR, R.R. Fundamental principles of soil compaction. Eng. News Rec., v. 3, n. 9, p. 245-248. 1933a.

PROCTOR, R.R. Description of field and laboratory methods. Eng. News Rec., v. 3, n. 10, p. 286-289. 1933b.

QUITES, N. A. S. Influência de diferentes tipos de minério de Ferro na umidade do *Sinter Feed*. Dissertação de Mestrado. UFOP. Ouro Preto. 2018.

ROSIÈRE, C.A. ET AL. Classificação genética de minérios de ferro - problemas e vícios - Proposta de uma classificação tipológica para indústria. In: SEMINÁRIO DE REDUÇÃO DE MINÉRIO DE FERRO, 28, 1997. Vitória. Anais. São Paulo: ABM, 1997, p. 295-302.

SAMPAIO, J. A.; JULIANELLI, K. M.; PENNA, M. T. M. Ferro - Mina N5 - Carajás / CVRD. CETEM: Comunicação técnica elaborada para o livro Usina de Beneficiamento de Minérios do Brasil. Rio de Janeiro, RJ. 2002.

SAVAGE, S. B. Modeling and granular material boundary value problems. In HERMANN, H.J., HOVI, J.P., LUDING, S (Eds.). Physics of Dry Granular Media. Kluwer Academic Publishers, NATO ASI Series E: Applied Sciences, v. 350, p. 25- 96. 1998.

SCHOBENHAUS C.; COELHO C.E.S. (EDS.). Principais Depósitos Mineraias Brasileiros - Ferro e Metais da Indústria do Aço. 1986. DNPM, Vol. 2, p. 501.

SUMÁRIO MINERAL 2018. Disponível em: <https://www.gov.br/anm/pt-br/centrais-de-conteudo/publicacoes/serie-estatisticas-e-economia-mineral/sumario-mineral>. Acesso em: 06 de outubro de 2020.

TWG - IRON ORE FINES TECHNICAL WORKING GROUP. Report 4: Reference Tests. The Iron Ore Fines Technical Working Group facilitated by International Group of P&I Clubs. 2013d.

UNCTAD - United Nations Conference on Trade and Development. Review on Maritime Transport, 2018. UNCTAD/RMT/2018, United Nations, 2018.

VALE, Curso de Mineração – Básico – Módulo IV: Pelotização e Uso de Minério de Ferro na Siderurgia. 2012. Disponível em: <http://www.vale.com/brasil/PT/initiatives/environmental-social/Paginas/curso-basico-de-mineracao.aspx>. Acesso em: 19 de dezembro de 2020.

VIEIRA, C. B. ET AL. Avaliação técnica de minérios de ferro para sinterização nas siderúrgicas e minerações brasileiras: uma análise crítica. REM: Revista Escola de Minas. v. 56, n. 2, p. 97-102, abr./jun. 2003.

WIJNOLST, N., WERGELAND, T. Shipping. Delft: Delft University Press. 1996.

WILLIAMS, K.; HONEYANDS, T.; HOLMES, R. et al. Exigências de limite de umidade transportável (TML) para transporte marítimo de minério de ferro. 45º Seminário de Redução de Minério de Ferro e Matérias Primas, ABM Week. Rio de Janeiro. Agosto de 2015.

YOUD, T.L. Factors controlling maximum and minimum densities of sands. ASTM Special Tech. Pub., v. 523, p. 98-112, 1973.

8. ANEXO 1

Banco de Dados:

Embarcação	Data	Fe	SiO ₂	Al ₂ O ₃	P	Mn	PPC	>0,150	<0,045	H ₂ O	TML
EPF1	11/12/2017	64,6	3,14	1,48	0,058	0,08	2,76	13,52	42,95	9,42	13,64
EPF2	21/12/2017	64,16	4,02	1,29	0,049	0,071	2,71	12,38	42,25	10,59	
EPF3	23/12/2017	64,33	3,66	1,28	0,043	0,072	2,68	9,72	42,15	10,57	
EPF4	31/01/2018	64,08	3,96	1,3	0,049	0,09	2,97	6,9	41,12	11,32	13,96
EPF5	01/02/2018	64,31	3,78	1,29	0,048	0,075	2,78	6,96	42,13	11,05	
EPF6	28/02/2018	64,05	3,7	1,29	0,055	0,102	3,09	9,24	45,34	12,33	
EPF7	08/03/2018	64,62	3,44	1,15	0,049	0,138	2,66	7,89	43,71	12,44	
EPF8	26/03/2018	64,51	3,42	1,07	0,053	0,147	2,79	6,73	44,44	11,46	
EPF9	12/04/2018	64,26	3,4	1,22	0,056	0,201	2,85	9	45,6	11	14,06
EPF10	25/05/2018	64,04	3,19	1,15	0,056	0,23	3,5	7,47	43,04	10,71	
EPF11	29/05/2018	63,69	3,02	1,22	0,066	0,279	4,09	10,9	42,73	11,68	
EPF12	13/06/2018	64,04	2,89	1,12	0,061	0,206	3,8	9,69	44,25	11,19	
EPF13	03/07/2018	64,01	3,2	1,22	0,058	0,235	3,58	13,27	42,17	10,3	15
EPF14	28/07/2018	63,67	3,11	1,45	0,06	0,246	3,75	6,02	49,41	10,54	
EPF15	11/08/2018	64,07	2,98	1,47	0,058	0,188	3,46	8,48	43,32	11,23	
EPF16	31/08/2018	64,33	3,05	1,4	0,055	0,169	3,23	9,46	40,48	10,42	
EPF17	23/09/2018	64	2,89	1,46	0,058	0,214	3,46	7,35	43,05	10,6	15,17
EPF18	16/10/2018	64,16	3,21	1,36	0,058	0,249	3,23	8,65	41,47	11,17	
EPF19	11/11/2018	64,25	3,07	1,27	0,058	0,254	3,3	9,03	41,58	11,47	
EPF20	17/12/2018	64,02	2,91	1,26	0,062	0,301	3,6	7,34	45	11,81	
EPF21	24/12/2018	64,05	3,08	1,25	0,061	0,303	3,39	8,65	45,26	11,49	15,07
EPF22	22/01/2019	64,16	2,99	1,34	0,059	0,257	3,14	7,43	43,35	10,54	
EPF23	29/01/2019	64,07	3,33	1,33	0,057	0,245	2,97	7,43	43,35	10,77	
EPF24	05/03/2019	64,52	3,39	1,39	0,054	0,164	2,69	7,21	41,28	11,28	15,1
EPF25	10/03/2019	64,62	3,23	1,28	0,052	0,175	2,69	7,46	42,05	11,18	
EPF26	21/03/2019	64,71	3,28	1,29	0,054	0,139	2,49	6,84	42,74	11,87	
EPF27	02/05/2019	65,02	3,34	1,12	0,05	0,112	2,2	6,62	42,52	10,09	
EPF28	30/05/2019	64,99	3,37	1,2	0,051	0,186	2,27	3,8	40,75	9,03	14,37
EPF29	13/06/2019	64,95	3,31	1,21	0,05	0,1	2,3	5,35	39,19	9,97	
EPF30	21/06/2019	64,88	3,33	1,19	0,052	0,11	2,34	8,49	40,19	9,86	
EPF31	17/07/2019	64,89	3,48	1,21	0,047	0,099	2,15	9,32	40,21	10,19	
EPF32	09/08/2019	64,89	3,55	1,11	0,049	0,088	2,19	15,2	38,07	9,39	14,38
EPF33	19/08/2019	64,99	3,11	1,23	0,047	0,091	2,34	10,42	41,31	9,68	
EPF34	25/10/2019	63,89	3,19	1,18	0,066	0,333	3,61	7,71	48,51	11,71	
EPF35	15/11/2019	63,68	3,44	1,09	0,062	0,289	3,81	7,55	49,04	12,65	
EPF36	07/12/2019	64,04	3,36	1,24	0,063	0,292	3,35	7,75	48,09	12,75	16,6
EPF37	24/01/2020	64,54	2,32	1,11	0,062	0,273	3,47	6,7	48,82	11,22	
EPF38	17/02/2020	64,66	2,9	1,11	0,055	0,172	3,15	7,44	53,25	12,64	
EPF39	18/03/2020	64,53	2,77	1,12	0,069	0,208	3,32	5,62	55,83	13,07	
EPF40	17/04/2020	64,76	2,98	1,04	0,067	0,177	2,97	8,75	45,71	12,47	
EPF41	19/05/2020	63,82	3,21	1,18	0,084	0,35	3,54	10,07	48,83	12,17	14,98

EPF42	21/06/2020	63,63	3,21	1,11	0,087	0,288	4,02	7,97	48,09	12,12	
EPF43	22/07/2020	64,11	3,21	0,95	0,092	0,139	3,63	7,51	47,39	12,05	
EPF44	31/08/2020	64,12	3,34	1,03	0,085	0,154	3,51	8,13	46,18	11,88	
EPF45	30/09/2020	64,18	3,44	1,18	0,078	0,188	3,21	8,33	49,33	11,83	
EPF46	25/10/2020	64,16	3,57	1,12	0,065	0,158	3,23	7,88	48,63	11,56	15,21
