UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO SUL

ESCOLA DE ENGENHARIA

PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA DE MINAS, METALÚRGICA E DE MATERIAIS

GLEICON ROBERTO DE SOUSA MAIOR

DIAGNÓSTICO SEMIAUTOMATIZADO DE QUALIDADE DE ESTRADAS DE MINERAÇÃO ATRAVÉS DE ANÁLISE DE COMPONENTES PRINCIPAIS

Porto Alegre

2026

GLEICON ROBERTO DE SOUSA MAIOR

DIAGNÓSTICO SEMIAUTOMATIZADO DE QUALIDADE DE ESTRADAS DE MINERAÇÃO ATRAVÉS DE ANÁLISE DE COMPONENTES PRINCIPAIS

Tese de doutorado submetida ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Minas, Metalúrgica e de Materiais – PPGE3M da Universidade Federal do Rio Grande do Sul como requisito para obtenção do título de doutor em Engenharia.

Orientador: Prof. Dr. Rodrigo de Lemos Peroni

Porto Alegre

2026

FOLHA DE APROVAÇÃO

GLEICON ROBERTO DE SOUSA MAIOR

DIAGNÓSTICO SEMIAUTOMATIZADO DE QUALIDADE DE ESTRADAS DE MINERAÇÃO ATRAVÉS DE ANÁLISE DE COMPONENTES PRINCIPAIS

Tese de doutorado submetida ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Minas, Metalúrgica e de Materiais – PPGE3M da Universidade Federal do Rio Grande do Sul como requisito para obtenção do título de doutor em Engenharia.

Banca Examinadora:

Dr. Áttila Leães Rodrigues
Membro interno PPGE3M

Dr. Juan Manuel Girão Sotomayor
Membro externo UFRGS

Dr. Jorge Luiz Valença Mariz
Membro externo UFRGS

FICHA CATALOGRÁFICA

CIP - Catalogação na Publicação

Roberto de Sousa Maior, Gleicon
DIAGNÓSTICO SEMIAUTOMATIZADO DE QUALIDADE DE ESTRADAS DE MINERAÇÃO ATRAVÉS DE ANÁLISE DE COMPONENTES PRINCIPAIS / Gleicon Roberto de Sousa Maior. -- 2026.
132 f.
Orientador: Rodrigo de Lemos Peroni.

Tese (Doutorado) -- Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Escola de Engenharia, Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Minas, Metalúrgica e de Materiais, Porto Alegre, BR-RS, 2026.

1. Engenharia de Minas. 2. Estradas de Mineração. 3. Índice Quantitativo de Qualidade. 4. Rugosidade. 5. Resistência ao Rolamento. I. de Lemos Peroni, Rodrigo, orient. II. Título.

Elaborada pelo Sistema de Geração Automática de Ficha Catalográfica da UFRGS com os dados fornecidos pelo(a) autor(a).

AGRADECIMENTOS

Primeiramente, gostaria de agradecer a Deus por sempre estar comigo, mesmo quando minha fé não era suficientemente grande: *"Deem graças em todas as circunstâncias, pois esta é a vontade de Deus para vocês em Cristo Jesus."* (1 Ts 5:18).

Agradeço ao Instituto Federal do Espírito Santo – IFES pela oportunidade de realizar esta etapa tão importante da minha vida pessoal, acadêmica e profissional. Da mesma forma, expresso minha gratidão ao CNPq pelo apoio concedido, que tornou possível o desenvolvimento desta pesquisa e fomentou este período de estudos e qualificação.

À Universidade Federal do Rio Grande do Sul, agradeço à excelência do ensino, pelas oportunidades de aprimoramento e pelas inúmeras experiências proporcionadas ao longo desta trajetória. Também registro meu reconhecimento aos professores do Laboratório de Pesquisa Mineral e Planejamento Mineiro (LPM), cujo apoio e dedicação foram fundamentais para o desenvolvimento deste trabalho. Em especial, expresso minha profunda gratidão ao Professor Dr. Rodrigo de Lemos Peroni, meu orientador e mentor, com quem tenho o privilégio de aprender, não apenas sobre temas acadêmicos e profissionais, mas também sobre valores pessoais e humanos. Ao professor Peroni já manifestei meu carinho, respeito e gratidão em diversas ocasiões de forma particular, e faço questão de registrar, neste documento, minha sincera e eterna gratidão de forma pública.

Aos meus amigos de laboratório (Augusto, Emílio, Áttila, Ricardo, Jorge, Aline, Nicole, Leonardo, Bernardo, João Lucas, Breno, Bruno e tantos outros) que tanto contribuíram para a qualidade deste trabalho e tornaram os dias de pesquisa mais leves e agradáveis, deixo minha sincera e eterna gratidão.

Aos meus pais, Roberto e Cristina, à minha boadrasta Marleide, aos meus irmãos (Gleydson, Gleucha e Andreza) e aos meus sogros (Evan e Boneca), muito obrigado por tudo que fizeram e continuam fazendo por mim.

Por fim, mas não menos importante, agradeço à minha família por todo amor e apoio incondicional. À minha esposa Ketteryn, companheira de todas as horas, meu profundo agradecimento por estar sempre ao meu lado, oferecendo suporte e incentivo em todos os momentos. Às minhas amadas filhas, Agnes e Eloah, agradeço por serem minha maior fonte de força e motivação diária para tentar ser um homem e pai melhor. Muito obrigado por existirem.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Diagrama esquemático de um caminhão de transporte em mineração e as forças atuantes durante o seu deslocamento em uma via não pavimentada. 16

Figura 2 - Estrada de mineração evidenciando a presença de marcas e afundamento de pneus. 17

Figura 3 - Divisão de custo para operação de caminhões de transporte em minas à céu aberto de grande profundidade. 18

Figura 4 - A interconectividade entre os projetos para a construção das estradas de mineração. 26

Figura 5 - Exemplo de inclinação de uma estrada de mineração. 26

Figura 6 - Inclinação longitudinal constante e variável 27

Figura 7 – Avaliação da distância de parada com inclinação longitudinal de 10% em declive, com vários coeficientes de atrito do pneu com a superfície da estrada e tempos de reação do motorista, em comparação com a ISO 3450, onde BE é a eficiência dos freios (geralmente próximo à 100%). 29

Figura 8 - Inclinação transversal com abaulamento central e caimento lateral único. 30

Figura 9 – Perfil esquemático das camadas típicas de um pavimento 32

Figura 10 – Ábaco para determinação da espessura da camada estrutural a partir do valor do CBR dos materiais encontrados na mina e de acordo com a massa bruta do caminhão (GVM). 33

Figura 11 - Representação esquemática do equipamento DCP. 35

Figura 12 - Valor de CBR para a camada do pavimento com valores de penetração em mm para cada 5 golpes. 36

Figura 13 - Indicação de profundidade segundo CBR. 36

Figura 14 - Representação esquemática do estresse gerado abaixo do caminhão. 37

Figura 15 – Análise de deformação gerada através do método mecanístico. Análise das deformações da via de acordo com a profundidade. A linha azul diz respeito a um pneu e a linha

laranja à metade da distância entre os pneus de uma dupla/conjunto de um caminhão com duas duplas de pneus na parte traseira. 38

Figura 16 - Esquema para seleção de material de camada de revestimento e principais defeitos esperados conforme o posicionamento do material no gráfico. 40

Figura 17 - Exemplo prático de seleção de materiais enviados para caracterização em um laboratório de solos para confecção da camada de revestimento. 41

Figura 18 – Esquema representativo da resistência ao rolamento e resistência total. 45

Figura 19 - Estrada de mineração com elevada resistência ao rolamento devido a presença de materiais soltos, perda de material e buracos. 46

Figura 20 - Avaliação funcional do grau de defeito com auxílio de indicações visuais – parte 1. 48

Figura 21 - Determinação do grau de defeito funcional com auxílio de avaliações visuais - parte 2. 49

Figura 22 - Ficha de inspeção visual para determinação da resistência ao rolamento. 50

Figura 23 - Conversão do RDS em resistência ao rolamento considerando a velocidade permitida no acesso. 51

Figura 24 - Custo total otimizado considerando custos operacionais e de manutenção ao longo do tempo para manter uma determinada resistência ao rolamento. 52

Figura 25 - Fotografia aérea em representação tridimensional. 54

Figura 26 - Representação do recobrimento longitudinal e lateral com sobreposição de 60% e 25% das imagens, respectivamente. 55

Figura 27 - Relação entre o IFOV e GSD. 56

Figura 28 - Ponto de controle posicionado em campo com medição de coordenadas feito por Receptor GNSS. 57

Figura 29 - Fotografia gerada por um aerolevantamento. 58

Figura 30 - Nuvem de pontos de um levantamento topográfico gerado por aerolevantamento executada com veículo aéreo remotamente pilotado. 59

Figura 31 - Exemplo de modelo digital de terreno. 59

Figura 32 - Componentes PCA calculados para um conjunto de pontos (a) e em (b) cálculo da distância ponto-plano. 69

Figura 33 - Ficha de inspeção visual utilizada para avaliação funcional da estrada para estimativa da resistência ao rolamento (RR), com base na pontuação do grau e da extensão dos principais defeitos superficiais. 72

Figura 34 - Exemplos de plataformas de aerolevantamento utilizadas no estudo. 75

Figura 35 - Ângulo entre as duas componentes principais e o plano XY. 79

Figura 36 - Fluxograma metodológico para estimativa da resistência ao rolamento (RR) a partir de dados de aerolevantamento, PCA e Índice Quantitativo de Qualidade (QQI). 87

Figura 37 - Trechos de estradas de mineração analisados no estudo, ilustrando diferentes condições operacionais e níveis de qualidade funcional. (a) trecho Itaóca, com 3% de RR; (b) AD, com 3% de RR; (c) COP, com 2% de RR; (d) Glória, Trecho 3 com 3% de RR; (e) Glória, Trecho 4 com 4% de RR e (f) VL2, com 3% de RR. 89

Figura 38 - Exemplos de nuvens densas de pontos geradas a partir dos aerolevantamentos evidenciando a variabilidade geométrica capturada pelo processamento fotogramétrico e o nível de detalhamento utilizado no cálculo do QQI, onde (a) corresponde à área Glória; (b) a VL2; (c) a AD; (d) a VL1 e (e) a ITA. 90

Figura 39 - Representação espacial dos valores de PCA projetados sobre as nuvens de pontos, evidenciando a distribuição local da rugosidade nos trechos analisados: (a) trecho MA2; (b) mapa espacial dos valores de PCA para o trecho MA2; (c) trecho Itaóca; (d) mapa espacial dos valores de PCA para o trecho Itaóca; (e) trecho Glória; (f) mapa espacial dos valores de PCA para o trecho Glória. 93

Figura 40 - Relação entre o QQI e RR para a altura de voo de 30 metros, com ajuste de regressão linear e respectivo coeficiente de determinação ($R^2 = 0,83$). 96

Figura 41 - Relação entre o QQI e o RR para a altura de voo de 60 metros, com ajuste de regressão linear e respectivo coeficiente de determinação ($R^2 = 0,77$). 96

Figura 42 - Relação entre o QQI e o RR para a altura de voo de 90 metros, com ajuste de regressão linear e respectivo coeficiente de determinação ($R^2 = 0,96$). 97

Figura 43 - Relação entre o QQI e o RR para a altura de voo de 120 metros, com ajuste de regressão linear e respectivo coeficiente de determinação ($R^2 = 0,90$). 97

Figura 44 - Interface do aplicativo desenvolvido para estimativa da RR a partir dos valores de QQI e GSD. 101

Figura 45 - Interface do aplicativo com resultado de análise realizada. Exibição do valor final estimado de RR para o levantamento analisado (RR = 2,78), obtido por moda ponderada das classes dominantes, com indicação do bin (intervalo) de GSD utilizado no processo de calibração. 102

Figura 46 - Comparação entre inspeção visual e resultados do estimador proposto. (a) nuvem densa de pontos do trecho analisado representando a condição real da via.; (b) mapa da rugosidade PCA bruta, sobreposto à nuvem densa de pontos; (c) mapa do QQI calculado e (d) mapa espacial de RR estimado gerado pelo modelo. 104

Figura 47 - Resultado da aplicação do estimador de RR em trecho de teste. Apresentação integrada da nuvem densa de pontos (a), da rugosidade PCA (b), do QQI calculado (c) e bruta do mapa espacial de RR estimado (d). O processamento resultou em um valor final estimado de RR = 2,78%, demonstrando a aplicabilidade prática do método para avaliação funcional de vias de mineração. 105

Figura 48 - Aplicação do método em trecho adicional. (a) nuvem densa de pontos (b) da rugosidade PCA bruta; (c) mapas do QQI calculado e (d) mapa espacial de RR estimado, evidenciando a coerência entre as estimativas do modelo e as condições geométricas da via. 106

APÊNDICE B

Figura B. 1 - Nuvem densa de pontos obtida por aerolevantamento na área VL2. 126

Figura B. 2 - Nuvem densa de pontos obtida por aerolevantamento na área ITA. 126

Figura B. 3 - Nuvem densa de pontos obtida por aerolevantamento na área VL. 127

Figura B. 4 - Nuvem densa de pontos obtida por aerolevantamento na área Glória. 127

Figura B. 5 - Nuvem densa de pontos obtida por aerolevantamento na área CAX. 127

Figura B. 6 - Nuvem densa de pontos obtida por aerolevantamento na área CAX2. 128

Figura B. 7 - Nuvem densa de pontos obtida por aerolevantamento na área Itaóca. 128

Figura B. 8 - Nuvem densa de pontos obtida por aerolevantamento na área LOI. 128

Figura B. 9 - Nuvem densa de pontos obtida por aerolevantamento na área COP. 129

Figura B. 10 - Nuvem densa de pontos obtida por aerolevantamento na área COP2. 129

Figura B. 11 - Nuvem densa de pontos obtida por aerolevantamento na área ED. 129

Figura B. 12 - Nuvem densa de pontos obtida por aerolevantamento na área Piúma. 130

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Valores típicos de coeficientes conforme a característica do tipo de material encontrado na superfície de estradas. 30

Tabela 2 - Taxa de superelevações recomendadas para estradas de mineração..... 31

Tabela 3 - Descrição do grau ou extensão do defeito. 47

Tabela 4 - Estimativa da resistência ao rolamento com base na condição da estrada. 51

Tabela 5 - Valores estimados de Ground Sample Distance (GSD), em cm/pixel, para diferentes plataformas e sensores empregados no estudo. 74

Tabela 6 - Síntese dos levantamentos aerolevantamentos, indicando locais analisados, modelos de ARPs utilizados, alturas de voo, faixas de GSD obtidas e classes de RR associadas..... 76

Tabela 7 - Amostra representativa dos dados utilizados na calibração do QQI. 91

Tabela 8 - Síntese da inspeção visual dos trechos analisados, com pontuação dos defeitos, RDS total e resistência ao rolamento (RR) estimada. 103

APÊNDICE A

Tabela A. 1 - Conjunto de dados integrado do estudo, apresentando, para todos os trechos analisados, as informações de resistência ao rolamento obtidas por inspeção visual (RR), plataforma de aerolevantamento utilizada, altura de voo, resolução espacial (GSD) e respectivos valores de QQI calculados a partir das nuvens de pontos. 123

RESUMO

Em operações de mineração a céu aberto, as estradas de transporte constituem um elemento essencial para garantir produtividade e o desempenho operacional dos caminhões fora de estrada. O projeto adequado, assim como a qualidade construtiva e de manutenção ao longo da vida útil dessas vias influencia diretamente a resistência ao rolamento (RR), o consumo de combustível, os tempos de ciclo bem como a disponibilidade mecânica e a vida útil dos equipamentos e seus componentes. Apesar de sua relevância estratégica, a avaliação da condição das estradas de mineração ainda é predominantemente realizada por meio de inspeções visuais, as quais são subjetivas, demandam tempo, apresentam baixa repetibilidade e expõem profissionais aos riscos inerentes ao ambiente operacional. Neste contexto, esta tese desenvolve e propõe uma metodologia quantitativa e semiautomática para caracterização da qualidade de estradas não pavimentadas com base em nuvens de pontos tridimensionais obtidas por aerolevantamentos com Aeronaves Remotamente Pilotadas (ARPs). A principal contribuição científica do estudo é a formulação de um indicador geométrico chamado de Índice Quantitativo de Qualidade (QQI), um derivado da aplicação da Análise de Componentes Principais (PCA) em vizinhanças locais da nuvem de pontos. O QQI expressa a rugosidade da superfície por meio da relação entre os autovalores obtidos na decomposição por PCA, ajustada por um fator geométrico de inclinação e normalizada em relação a uma densidade de referência de pontos derivada da base de calibração. Para validação da metodologia, foi construído um amplo banco de dados experimental contemplando diferentes plataformas aéreas, sensores, alturas de voo e valores de *Ground Sample Distance* (GSD), aplicados a estradas de mineração com variados níveis de condição funcional. Os valores de QQI calculados foram comparados às classes de resistência ao rolamento determinadas em campo segundo metodologia consolidada na literatura, permitindo estabelecer modelos de calibração específicos para cada faixa de RR. Os resultados demonstraram correlações consistentes e elevadas entre QQI e GSD dentro de cada classe de resistência ao rolamento, evidenciando a capacidade do índice em refletir de forma sensível e sistemática as variações reais de qualidade das vias. A metodologia desenvolvida mostrou-se robusta, reprodutível e operacionalmente viável, possibilitando a avaliação contínua e espacialmente distribuída da rugosidade sem necessidade de interrupção das atividades de mina. Conclui-se que o QQI constitui uma alternativa objetiva, de implementação prática, rápida, reprodutível e tecnicamente fundamentada para o monitoramento e avaliação da resistência ao rolamento de estradas de mineração, contribuindo para o planejamento de manutenção de vias não pavimentadas, permitindo agilidade na

interpretação da qualidade dessas vias, redução de custos operacionais, e, em última análise, melhoria da eficiência dos sistemas de transporte.
Palavras-chave: Índice Quantitativo de Qualidade (QQI); Estradas de mineração; Rugosidade; Análise de Componentes Principais (PCA); Resistência ao rolamento.

ABSTRACT

In open-pit mining operations, haul roads are an essential element in ensuring productivity and operational performance of off-highway trucks. The proper design, as well as the construction and maintenance quality throughout the useful life of these roads, directly influences the rolling resistance (RR), fuel consumption, cycle times as well as the mechanical availability and useful life of the equipment and its components. Despite its strategic relevance, the assessment of the condition of mining roads is still predominantly conducted through visual inspections, which are subjective, time-consuming, have low repeatability and expose professionals to the risks inherent to the operating environment. In this context, this thesis develops and proposes a quantitative and semi-automatic methodology for characterizing the quality of unpaved roads based on three-dimensional point clouds obtained by aerial surveys with Remotely Piloted Aircraft (RPAs). The main scientific contribution of the study is the formulation of a geometric indicator called the Quantitative Quality Index (QQI), a derivative of the application of Principal Component Analysis (PCA) in local vicinity of the point cloud. The QQI expresses the surface roughness through the relationship between the eigenvalues obtained in the decomposition by PCA, adjusted by a geometric slope factor, and normalized by the local density of points. To validate the methodology, a large experimental database was built contemplating different aerial platforms, sensors, flight heights and *Ground Sample Distance* (GSD) values, applied to mining roads with varying levels of functional condition. The calculated QQI values were compared to the rolling resistance classes determined in the field according to a methodology consolidated in the literature, allowing the establishment of specific calibration models for each RR range. The results showed consistent and high correlations between QQI and GSD within each rolling resistance class, evidencing the index's ability to reflect sensitively and systematically the real variations in track quality. The methodology developed proved to be robust, reproducible and operationally viable, enabling the continuous and spatially distributed evaluation of roughness without the need to interrupt mine activities. It is concluded that the QQI is an objective, practical, fast, reproducible and technically based alternative for the monitoring and evaluation of the rolling resistance of mining roads, contributing to the planning of maintenance of unpaved roads, allowing agility in the interpretation of the quality of these roads, reduction of operating costs, and, ultimately, improvement of the efficiency of transport systems.

Keywords: Quantitative Quality Index (QQI); Mining roads; Roughness; Principal Component Analysis (PCA); Rolling resistance.

SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO 15

1.1 RELEVÂNCIA E CONTRIBUIÇÃO DO TEMA 21

1.2 JUSTIFICATIVA DA TESE 21

1.3 DECLARAÇÃO DE TESE E HIPÓTESE 22

1.4 METAS 23

1.4.1 Gerais 23

1.4.2 Específicas 23

1.5 ESTRUTURA DA TESE 24

2. REVISÃO DA LITERATURA 25

2.1 PROJETOS DE ESTRADAS 25

2.1.1 Projeto geométrico 26

2.1.2 Projeto estrutural 31

2.1.3 Projeto funcional 38

2.1.4 Rugosidade de estradas de mineração 41

2.1.5 Resistência ao rolamento 44

2.1.6 Projeto de manutenção 52

2.2 MAPEAMENTO E AVALIAÇÃO DE ESTRADAS COM AEROLEVANTAMENTO 53

2.3 USO DE SENSORES LiDAR EMBARCADOS 60

2.4 INTERNATIONAL ROUGHNESS INDEX 61

2.5 RUGOSIDADE DE SUPERFÍCIES 62

2.6 ANÁLISES SEMIAUTOMATIZADAS 63

2.6.1 Métodos de definição de vizinhança em nuvens de pontos 63

2.6.2 K-Vizinhos mais próximos (K-Nearest Neighbors - KNN) 64

2.6.3 Busca de vizinhança local por raio fixo 66

2.6.4 Análise de componentes principais (PCA) 67

3. METODOLOGIA 71

3.1 ETAPA 1 – INSPEÇÃO DE CAMPO E COLETA DE DADOS DE LEVANTAMENTO AÉREO 71

3.2 ETAPA 2 – PROCESSAMENTO FOTOGRAMÉTRICO E SEGMENTAÇÃO DA VIA 77

3.3 ETAPA 3 – CÁLCULO DO ÍNDICE QUANTITATIVO DE QUALIDADE (QQI) POR PCA 78

3.4 ETAPA 4 – INTEGRAÇÃO E CALIBRAÇÃO ENTRE QQI, RR E GSD 82

3.5 ETAPA 5 – CONSTRUÇÃO DO MODELO PREDITIVO DE RR A PARTIR DE QQI E GSD 83

3.6 COMENTÁRIOS ADICIONAIS 86

4. RESULTADOS E DISCUSSÃO 88

5. CONCLUSÕES 109

5.1 Trabalhos futuros 111

REFERÊNCIAS 113

APÊNDICE A 123

APÊNDICE B 126

1. INTRODUÇÃO

Na mineração a céu aberto, onde o transporte da produção de minério e do estéril removido são predominantemente realizados por meio de caminhões fora de estrada (off-the-road – OTR), a rede rodoviária constitui um componente crítico e estratégico do processo produtivo. Por se tratarem, em grande parte, de vias de caráter transitório, inseridas em um ambiente operacional dinâmico e em constante alteração geométrica, as estradas de mina geralmente não são pavimentadas, o que torna sua condição superficial ainda mais relevante (Thompson; Peroni; Visser, 2019; Maior; Nascimento, 2022; Maior; Peroni; Mariz, 2025).

Nesse contexto, o desempenho inadequado de uma estrada impacta diretamente a produtividade dos equipamentos de transporte e, consequentemente, os custos totais da operação. A segurança operacional, a eficiência produtiva e a longevidade dos equipamentos dependem, portanto, de estradas bem projetadas, construídas e mantidas (Hustrulid; Kuchta; Martin, 2013; Thompson; Peroni; Visser, 2019).

Apesar de sua importância estratégica, as estradas de transporte historicamente têm recebido atenção limitada no planejamento e na gestão operacional, mesmo em empreendimentos minerários de grande porte. No entanto, aspectos como o projeto geométrico, a qualidade da superfície de rolamento e a eficácia das práticas de manutenção influenciam de forma decisiva a eficiência, a segurança e a sustentabilidade das operações.

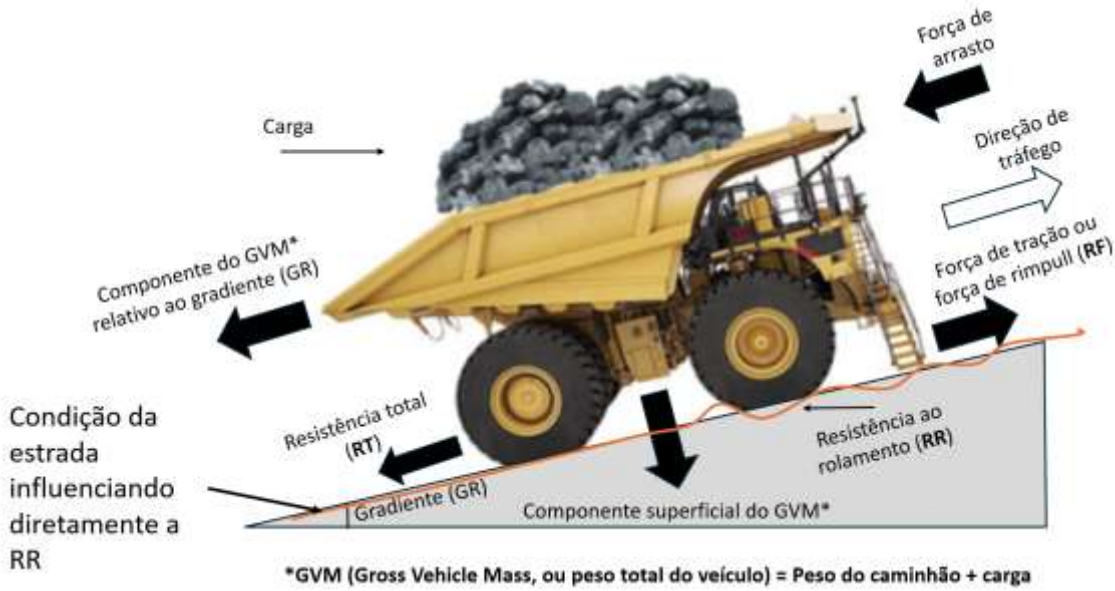
Estradas mal projetadas ou inadequadamente mantidas tendem a aumentar o consumo de combustível, acelerar o desgaste mecânico, elevar custos de manutenção e reposição de pneus, além de ampliar os riscos de acidentes. Esse entendimento reforça a necessidade de obtenção de informações detalhadas e confiáveis sobre as características das vias de acesso, de modo a permitir avaliações mais precisas de sua qualidade e desempenho (Maior; Peroni; Mariz, 2025).

A adoção de metodologias semiautomatizadas para o diagnóstico das condições das estradas de mineração visa a geração de parâmetros e indicadores técnicos essenciais para o planejamento e a gestão da manutenção de forma mais rápida, segura e eficaz. Dessa maneira, torna-se viável identificar precocemente problemas como rugosidade excessiva, presença de buracos e deformações superficiais que aumentam a resistência ao rolamento (RR), um dos principais fatores responsáveis pela perda de eficiência no transporte por caminhões.

A resistência ao rolamento, que depende das características do pneu e da superfície da estrada de transporte, é um componente chave para calcular a força de atrito, que por sua vez

afeta a energia necessária para que os caminhões se desloquem sobre essa superfície. Esta força resiste ao movimento quando o pneu do caminhão gira na estrada de transporte, conforme ilustrado na Figura 1, que mostra um esquema de todas as forças exercidas pelo caminhão e sobre este durante o processo de transporte (Thompson; Peroni; Visser, 2019).

Figura 1 - Diagrama esquemático de um caminhão de transporte em mineração e as forças atuantes durante o seu deslocamento em uma via não pavimentada.



Fonte: Adaptado de Maior; Peroni; Mariz (2025).

Na Figura 2, pode-se observar a presença de buracos e afundamento de pneus (trilhos de rodas) em uma estrada de mineração de forma evidenciada, de modo a perceber que os pneus dos caminhões estão afundando em grande quantidade no material de revestimento da estrada, aumentando a dificuldade de deslocamento, ou seja, gerando um acréscimo na resistência ao rolamento.

Figura 2 - Estrada de mineração evidenciando a presença de marcas e afundamento de pneus.



Fonte: Autoria própria.

Além disso, o transporte dos materiais (minério e/ou estéril) dentro da mina deve sempre ocorrer da forma mais eficiente possível, o que inevitavelmente passa por um bom planejamento e execução das vias de acesso. Essas práticas resultam em reduções significativas de custo para o empreendimento. Análises de sensibilidade da geometria das estradas demonstram que ajustes na inclinação longitudinal das vias podem ter um impacto substancial na eficiência do transporte e, por conseguinte, na economia geral da mina. Por exemplo, aumentar a inclinação longitudinal de uma via em 2% pode reduzir a relação estéril-minério em até 4,15% em depósitos verticalizados, um ganho considerável para o projeto da cava final (Alegre; Peroni; Aquino, 2019). É crucial, portanto, considerar essas decisões dentro do contexto do processo produtivo como um todo, ponderando as implicações dessas escolhas no desempenho operacional dos equipamentos.

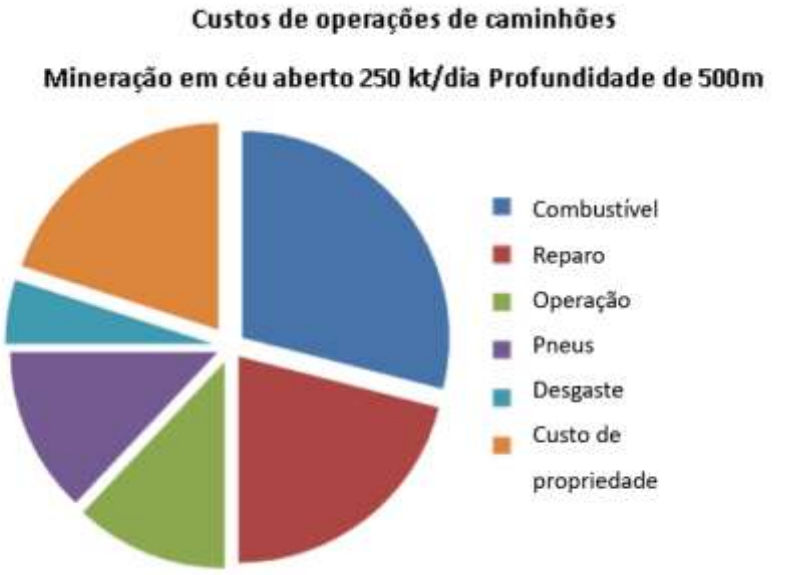
Ao integrar esses conceitos, torna-se evidente a complexidade e a importância de um planejamento detalhado e de uma execução criteriosa no projeto e gerenciamento de manutenção das estradas de mineração, visando a otimização do processo de transporte de materiais e, consequentemente, promovendo eficiência e segurança operacional.

Além da qualidade em si das vias de acesso, a questão econômica também deve ser apreciada de forma criteriosa. A atividade de transporte de minério é uma das maiores

consumidoras de energia dentro de um empreendimento de mineração. De acordo com Soofastaei; Fouladgar (2022), a energia total utilizada para os processos de carregamento, transporte e basculamento representam aproximadamente 60% do total de energia consumida na indústria australiana de mineração.

Há uma grande quantidade de variáveis que podem influenciar no consumo de energia no processo de carregamento e transporte. Dentre estas, a resistência ao rolamento pode gerar um incremento nos custos gerais de operação dos veículos (*vehicle operating cost* – VOC, em inglês) incluindo aumento do gasto com combustíveis. A Figura 3 apresenta a contribuição de cada item com relação aos custos de operação dos veículos, evidenciando o custo com combustíveis, pneus e reparos dos equipamentos como os maiores responsáveis na composição do custo total transporte usando caminhões. Por este motivo, o acréscimo à resistência ao rolamento deve ser considerado como essencial no cálculo dos custos (Thompson; Peroni; Visser, 2019).

Figura 3 - Divisão de custo para operação de caminhões de transporte em minas à céu aberto de grande profundidade.



Fonte: Adaptado de Thompson; Peroni; Visser (2019).

Além das inspeções visuais, técnicas instrumentadas de maior precisão, como o LiDAR móvel embarcado em veículos, vêm sendo utilizadas para a caracterização geométrica de superfícies viárias. Embora esses sistemas permitam levantamentos detalhados, sua aplicação em estradas de mineração pode impor restrições operacionais relevantes, uma vez que a aquisição depende do deslocamento do veículo instrumentado sobre a própria via avaliada. Esse

procedimento pode interferir na circulação de caminhões de grande porte, exigir autorizações e adequações às rotinas de tráfego interno, além de expor operadores e equipamentos a poeira, vibração e condições adversas de circulação em trechos deteriorados. Soma-se a isso a menor flexibilidade para registrar, de forma integrada, elementos laterais associados à condição da estrada, como bermas, taludes e dispositivos de drenagem.

Nesse contexto, o desenvolvimento de metodologias semiautomatizadas baseadas em aerolevantamento e processamento quantitativo de nuvens de pontos apresenta-se como uma alternativa tecnicamente promissora, por possibilitar avaliações mais objetivas, espacialmente distribuídas, reprodutíveis e potencialmente mais seguras, além de oferecer maior agilidade no monitoramento da condição funcional das vias.

Uma das formas de viabilizar esse tipo de análise consiste na utilização de aerolevantamentos realizados com aeronaves remotamente pilotadas (ARPs ou RPAs, do inglês *Remotely Piloted Aircraft*). Com o avanço das técnicas de fotogrametria digital e a miniaturização dos sensores embarcados, o uso dessas plataformas tem se expandido em diversas áreas do conhecimento, tornando-se cada vez mais relevante para diferentes aplicações. No caso específico deste estudo, envolvendo mineração a céu aberto, a captura de imagens da área analisada e a posterior geração de nuvens densas de pontos possibilitam a modelagem do terreno com maior nível de detalhamento, precisão e volume de informações, favorecendo a realização de análises topográficas de forma mais rápida e consistente (Zeni, 2021).

A aquisição de imagens do terreno por meio de aerolevantamentos com ARPs resulta, portanto, na geração de nuvens de pontos tridimensionais, possibilitando análises detalhadas e precisas das superfícies das estradas. Esses dados podem ser processados por técnicas automatizadas ou semiautomatizadas com o objetivo de avaliar a qualidade funcional das vias, entre as quais se destaca a Análise de Componentes Principais (PCA).

A técnica de análise de componentes principais (PCA, do termo em inglês "*Principal Component Analysis*") foi criada para solução de problemas multivariadas, inicialmente com duas ou três variáveis (Pearson, 1901). Hotteling (1933) aplicou o método em problemas mais complexos, tornando o uso da PCA mais factível, ampliando-o para aplicações em diferentes áreas do conhecimento.

O uso desta metodologia para redimensionamento dos dados possibilita a projeção dos dados multidimensionais em um número reduzido de variáveis denominadas componentes

principais (Ferreira *et al.*, 2023). Neste contexto, segundo Antony (2000), os principais componentes de um banco de dados são criados em ordem decrescente de variância. Isto significa que o primeiro componente principal captura a maior variação no conjunto de dados, o segundo componente principal explica a próxima maior variação e assim por diante.

Essa priorização permite que informações significativas sejam retidas nos eixos iniciais da PCA. As Componentes Principais (principal components, PC) correspondem a combinações lineares das variáveis originais e representam a informação contida nos dados por meio de um novo sistema de coordenadas (Joshi; Patil, 2020). Em aplicações envolvendo nuvens de pontos tridimensionais, essa propriedade torna a PCA especialmente útil para a descrição da geometria local da superfície, pois permite decompor a variabilidade espacial dos pontos em direções principais. Nesse contexto, os dois primeiros componentes tendem a representar o plano local ajustado à superfície, enquanto a menor variância está associada à dispersão normal dos pontos em relação a esse plano. Essa característica torna a PCA adequada para a análise de superfícies de estradas não pavimentadas de mineração, nas quais irregularidades como trilhas de roda, corrugações, buracos, perda de material e exposição de blocos modificam a distribuição local dos pontos e indicam alterações na condição funcional da via.

A partir dessa fundamentação, esta tese propõe o Índice Quantitativo de Qualidade (*Quantitative Quality Index* — QQI), derivado da análise local de nuvens de pontos por PCA. O QQI utiliza relações entre os autovalores da matriz de covariância local para expressar a variabilidade normal da superfície em relação ao plano ajustado aos pontos vizinhos. Dessa forma, superfícies mais regulares tendem a apresentar menor dispersão geométrica, enquanto superfícies mais degradadas tendem a apresentar maior variabilidade local, condição compatível com o aumento da rugosidade e, consequentemente, com maiores níveis de resistência ao rolamento.

Assim, a lógica metodológica proposta nesta tese pode ser sintetizada pela sequência: aquisição de imagens por aeronave remotamente pilotada, processamento fotogramétrico, geração da nuvem de pontos tridimensional, análise geométrica local por PCA, cálculo do QQI e conversão desse índice em classes estimadas de resistência ao rolamento. Essa integração permite transformar dados aerofotogramétricos em informações quantitativas, espacialmente distribuídas e reprodutíveis sobre a condição funcional das estradas de mineração.

1.1 RELEVÂNCIA E CONTRIBUIÇÃO DO TEMA

Na esfera do projeto e da operação de estradas de mineração, o conhecimento da resistência ao rolamento das vias de acesso, em conjunto com as condições funcionais da superfície e a capacidade estrutural do pavimento, é determinante para a eficiência operacional, a segurança do tráfego e o controle dos custos associados ao transporte por caminhões fora de estrada. Em operações a céu aberto, onde o transporte representa parcela significativa dos custos e do consumo energético, a qualidade das estradas exerce influência direta sobre a produtividade e a confiabilidade dos equipamentos.

Nesse contexto, a avaliação sistemática da condição funcional das vias assume papel estratégico na gestão da infraestrutura de mina. Entretanto, apesar de sua relevância, esse diagnóstico ainda é frequentemente tratado como uma atividade auxiliar, pouco integrada aos processos de planejamento e tomada de decisão. Assim, o desenvolvimento de métodos que permitam caracterizar de forma objetiva e tecnicamente fundamentada a qualidade das estradas de mineração representa uma contribuição relevante para a engenharia de minas, especialmente no que se refere à melhoria da eficiência operacional, da segurança e da sustentabilidade das operações.

Esta tese contribui para esse campo ao propor uma abordagem quantitativa e semiautomática para a avaliação da qualidade funcional de estradas de mineração, integrando conceitos de fotogrametria, análise geométrica e engenharia de transporte, com potencial de aplicação direta em lavras a céu aberto.

1.2 JUSTIFICATIVA DA TESE

Embora a importância da qualidade das estradas de mineração seja amplamente reconhecida, os métodos tradicionalmente utilizados para sua avaliação ainda se baseiam, em muitos contextos, em inspeções visuais realizadas em campo. Essas práticas apresentam limitações significativas, como subjetividade na interpretação dos defeitos, baixa padronização dos diagnósticos, dificuldade de aplicação contínua em minas de grande porte e exposição de profissionais a ambientes operacionais de risco.

Além das inspeções visuais, tecnologias de maior sofisticação, como sistemas LiDAR móveis embarcados em veículos, também podem ser empregadas para a caracterização geométrica de vias não pavimentadas, oferecendo elevado nível de detalhamento. Entretanto, sua aplicação em estradas de mineração pode impor restrições operacionais relevantes, uma vez

que depende do tráfego do veículo instrumentado sobre a própria via avaliada. Essa condição pode exigir permissões de circulação, adequação às regras de trânsito interno da mina e convivência com o fluxo de caminhões de grande porte, além de expor equipamentos e operadores a poeira, vibração e riscos associados à circulação em trechos degradados. Adicionalmente, a aquisição terrestre tende a se concentrar na superfície trafegável, com menor flexibilidade para registrar, de modo integrado, elementos laterais da via, como bermas, taludes, caixas de drenagem e áreas adjacentes.

Nesse contexto, o aerolevantamento com aeronaves remotamente pilotadas apresenta vantagens relevantes para a avaliação de estradas de mineração, ao permitir a coleta de dados sem interferência direta no tráfego operacional e sem a necessidade de deslocamento de pessoas ou sensores sobre a pista. Essa abordagem favorece levantamentos rápidos, seguros e espacialmente abrangentes, com capacidade de registrar tanto a superfície de rolamento quanto feições laterais associadas à condição funcional da estrada.

Diante dessas limitações dos métodos convencionais e das restrições operacionais de alternativas embarcadas, justifica-se o desenvolvimento de uma metodologia que permita avaliar a condição funcional das estradas de forma objetiva, segura e compatível com a dinâmica operacional das minas. A abordagem proposta nesta tese, baseada em dados fotogramétricos obtidos por aerolevantamento e na aplicação da Análise de Componentes Principais (PCA), busca suprir essa lacuna ao viabilizar a caracterização quantitativa da rugosidade superficial e da resistência ao rolamento a partir de nuvens de pontos tridimensionais. Dessa forma, a pesquisa se justifica pela necessidade de aprimorar os processos de diagnóstico e gestão das estradas de mineração por meio de uma solução tecnicamente fundamentada, operacionalmente aplicável e competitiva frente a diferentes estratégias de aquisição de dados.

1.3 DECLARAÇÃO DE TESE E HIPÓTESE

Esta tese sustenta que é tecnicamente viável estimar a resistência ao rolamento de estradas de mineração de forma objetiva, reprodutível e operacionalmente aplicável a partir de dados aerofotogramétricos obtidos com aeronaves remotamente pilotadas. Defende-se que, por meio da extração de métricas geométricas de nuvens de pontos tridimensionais, da aplicação da Análise de Componentes Principais (PCA) e da formulação do Índice Quantitativo de Qualidade (*Quantitative Quality Index,* QQI), é possível representar a condição funcional da superfície da via e convertê-la em classes de resistência ao rolamento. Essa conversão, contudo,

depende da consideração explícita da resolução espacial do levantamento, expressa pelo Ground Sample Distance (GSD), parâmetro fundamental para a calibração do QQI e para a consistência da estimativa da resistência ao rolamento.

A hipótese desta tese é que a condição funcional da superfície de estradas de mineração, expressa em classes de resistência ao rolamento, pode ser estimada a partir do QQI calculado sobre nuvens de pontos aerofotogramétricas, desde que a conversão entre o índice e as classes de resistência ao rolamento seja calibrada em função do GSD do levantamento.

1.4 METAS

1.4.1 Gerais

Desenvolver uma metodologia semiautomática para o mapeamento e a caracterização da qualidade funcional de estradas de mineração a partir de dados fotogramétricos obtidos por aeronaves remotamente pilotadas, com base na análise geométrica de nuvens de pontos tridimensionais por Análise de Componentes Principais (PCA) e na formulação do Índice Quantitativo de Qualidade (*Quantitative Quality Index* — QQI).

1.4.2 Específicas

- Testar e analisar estratégias de voo com variação de aeronaves remotamente pilotadas (ARPs) e alturas de sobrevoos que sejam capazes de gerar imagens que permitam a interpretação de feições e estruturas em estradas de mineração;
- Estudar processos e rotinas de modo viabilizar a análise de resistência ao rolamento e de rugosidade de estradas de mineração a partir processamento e de nuvens de pontos tridimensionais;
- Formular o Índice Quantitativo de Qualidade (*Quantitative Quality Index* — QQI), baseado em parâmetros derivados da PCA local, para representar quantitativamente a variabilidade geométrica da superfície das vias;
- Calibrar e aplicar o QQI para estimar classes de resistência ao rolamento, considerando a influência da resolução espacial dos levantamentos, expressa pelo GSD;
- Criar um script com interface gráfica para estimar a resistência ao rolamento das vias a partir do QQI, baseado na PCA, e GSD dos voos;
- Desenvolver e comparar dados de rugosidade e resistência ao rolamento de vias de acesso com uso sistemas semiautomáticos.

1.5 ESTRUTURA DA TESE

Em adição ao Capítulo apresentado, a tese será organizada conforme a seguinte estrutura:

O Capítulo 2 apresenta a revisão da literatura sobre os temas principais que sustentam a tese, tais como: projetos de estradas com as definições dos projetos geométrico, estrutural, funcional e de manutenção. Descrição dos conceitos básicos e fundamentais da fotogrametria, aerolevantamento e produtos gerados. Aplicação dos produtos gerados no sistema de classificação da qualidade de rodagem de estradas de mineração. Conceitos básicos sobre análise de componentes principais (PCA) e buscas de vizinhos mais próximos (KNN).

A metodologia desenvolvida, bancos de dados utilizados e o emprego das funções semiautomáticas estão presentes no Capítulo 3 que foi dividida em 5 etapas. O Capítulo 4 apresenta os resultados e as discussões obtidos. Já no Capítulo 5 estão apresentadas as conclusões e as sugestões de desenvolvimentos futuros. Por fim, temos as referências utilizadas como arcabouço teórico que embasaram este estudo e os Apêndices apresentam a consolidação do trabalho com Tabelas e Figuras complementares.

2. REVISÃO DA LITERATURA

Neste capítulo são apresentados os fundamentos teóricos que embasam o desenvolvimento da metodologia proposta para a classificação da qualidade de estradas de mineração. Inicialmente, são discutidos os princípios do projeto de estradas de mina, com ênfase no projeto funcional, no qual se inserem parâmetros diretamente relacionados ao desempenho operacional das vias, como a resistência ao rolamento, a rugosidade superficial, a capacidade de suporte do pavimento e as condições de trafegabilidade. A compreensão desses elementos é essencial, pois tais parâmetros influenciam de forma decisiva o consumo de combustível, a produtividade dos equipamentos de transporte, os custos de manutenção e a segurança operacional.

Em seguida, são abordados os conceitos relacionados ao uso de aerolevantamento para a geração de modelos tridimensionais do terreno, bem como as técnicas de processamento de nuvens de pontos e de análises semiautomatizadas baseadas em Análise de Componentes Principais (PCA). O objetivo desta revisão é estabelecer o referencial conceitual necessário para a compreensão das técnicas empregadas e para a fundamentação científica dos procedimentos metodológicos adotados ao longo do trabalho, evidenciando a relação entre os parâmetros tradicionais de avaliação funcional de estradas e a abordagem quantitativa proposta nesta pesquisa.

2.1 PROJETOS DE ESTRADAS

O planejamento de estradas envolve uma série de etapas interligadas, onde os requisitos de cada fase subsequente são influenciados, em certa medida, pelas fases anteriores (Figura 4). Quando os requisitos de projeto geométrico são estabelecidos, é possível avançar para as três etapas finais necessárias na criação de estradas de transporte: o projeto estrutural, o projeto funcional e o projeto de manutenção (Thompson; Peroni; Visser, 2019).

Figura 4 - A interconectividade entre os projetos para a construção das estradas de mineração.



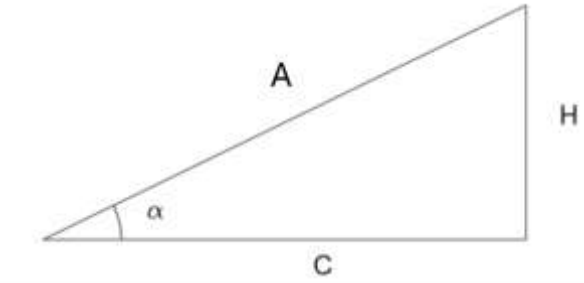
Fonte: Adaptado de Thompson; Peroni; Visser (2019)

2.1.1 Projeto geométrico

O layout geométrico de uma estrada de mineração é ditado em grande parte pelo método de lavra utilizado e pela geometria da área de mineração e do corpo do minério (Thompson; Visser, 1999).

O traçado ou alinhamento da estrada, tanto na horizontal como na vertical, é geralmente o ponto de partida do desenho geométrico. Thompson; Peroni; Visser (2019); Alegre; Peroni; Aquino (2019) descrevem que a inclinação longitudinal máxima para uma estrada de mineração é de 10% o que garante uma trafegabilidade segura além de gerar um consumo médio de combustíveis em níveis mais aceitáveis. Na Figura 5, é possível observar a relação da inclinação da via e nas Equações 1 e 2 são mostrados os cálculos para obtenção da inclinação longitudinal (GR).

Figura 5 - Exemplo de inclinação de uma estrada de mineração.



Fonte: Autoria própria.

$$GR\ (\%) = \frac{H}{C} * 100 \quad (1)$$

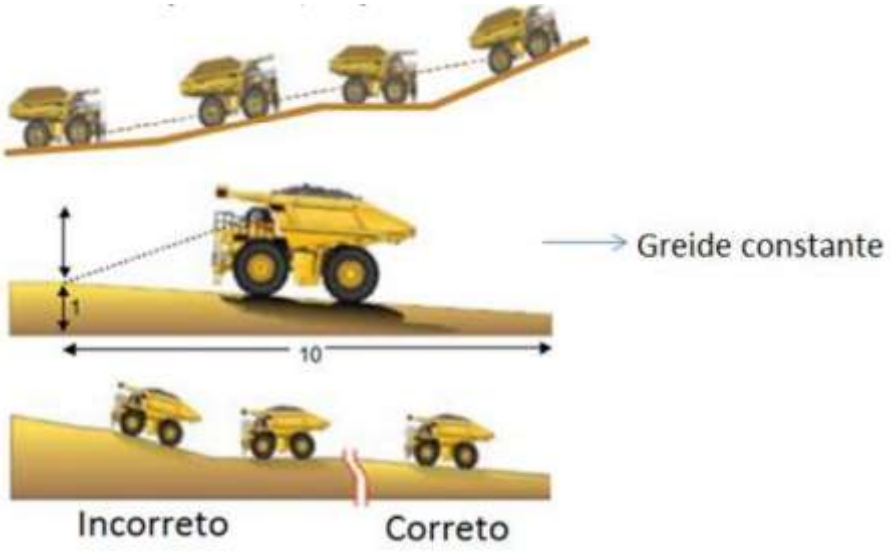
$$GR\ (\%) = 100 * \tan \alpha \quad (2)$$

Onde, H = Desnível ou distância vertical (m), C= Projeção horizontal do comprimento da via ou distância horizontal (m), A= distância em superfície inclinada da via (m) e α= ângulo formado entre a superfície da estrada e o plano horizontal (graus).

É crucial manter a inclinação longitudinal da via constante e livre de alterações abruptas, pois essas mudanças geram variações de aceleração e frenagem dos veículos de transporte (Figura 6). Além disso, tais alterações requerem constantes mudanças de marcha, resultando em variações na velocidade dos veículos. Isso, por sua vez, pode acarretar custos mais elevados de manutenção e potencialmente levar à substituição precoce de componentes mecânicos nos veículos de transporte (Thompson; Visser, 1999).

Além dos impactos negativos no desempenho dos veículos, também ocorrem perdas de materiais de revestimento devido ao atrito dos pneus com a superfície da pista ao longo da estrada, o que consequentemente reduz a vida útil dos pneus e aumenta a frequência de manutenção nas vias.

Figura 6 - Inclinação longitudinal constante e variável



Fonte: Pellissari (2019).

Além da inclinação longitudinal é preciso definir a largura (L) das vias (Equação 3), os raios de curvatura – R (Equação 4), as superlarguras (S) – adição de largura das estradas para os eixos curvilíneos (Equação 5) e as distâncias seguras de paradas – d_b (*Breaking Distance*) (Equação 6).

$$L = (1{,}5 * n + 0{,}5) * X \quad (3)$$

$$R = \frac{V_0^2}{127 * (e + U_{min})} \quad (4)$$

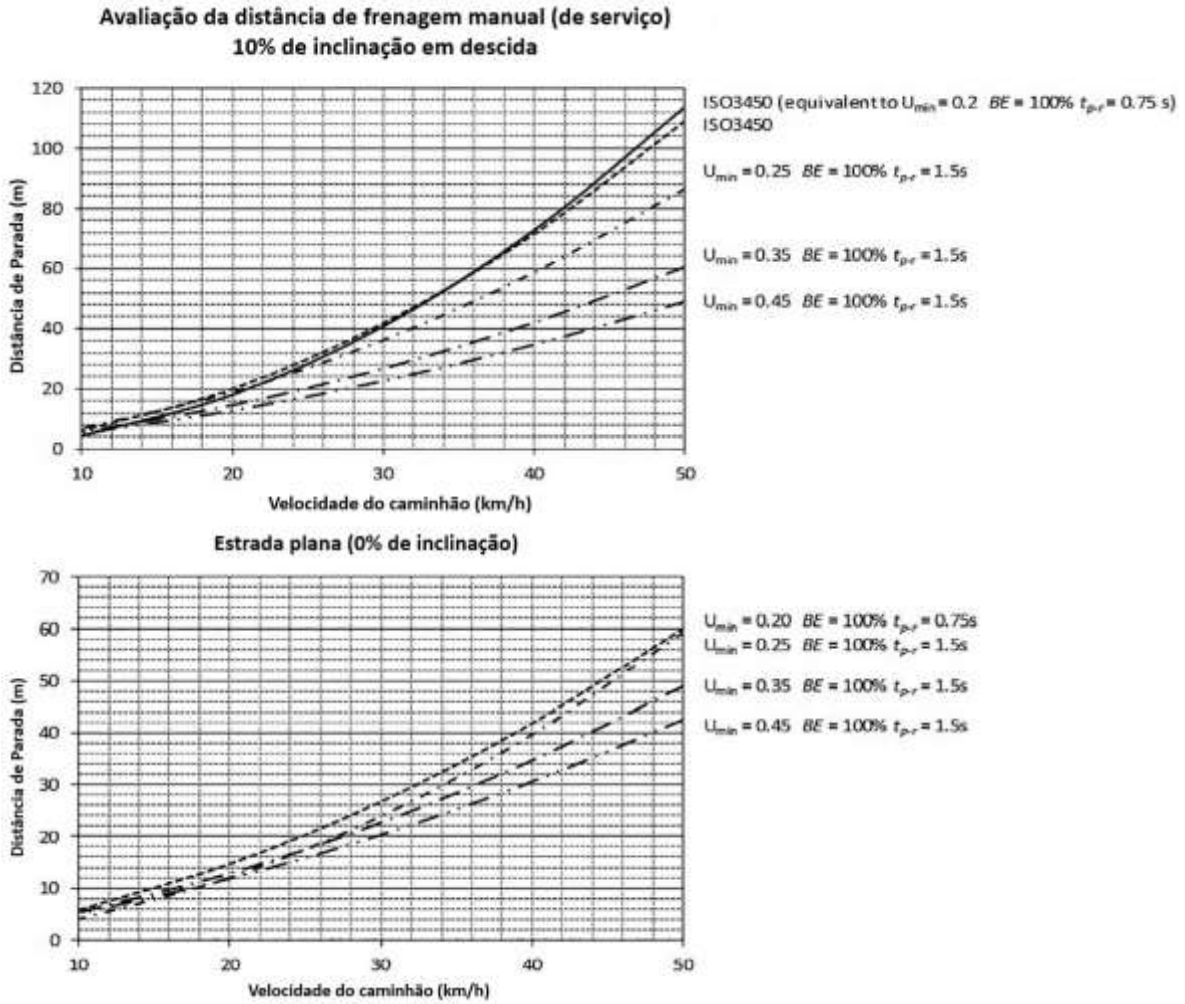
$$S = n * \left(R - \sqrt{R^2 - E^2}\right) + \frac{V_0}{10 * \sqrt{R}} \quad (5)$$

$$d_b = \frac{V_0 * t_{p-r}}{3{,}6} + \left(\frac{V_0^2}{254 * (U_{min} - 0{,}01GR)}\right) \quad (6)$$

Onde, ‘n’ representa o número de vias da estrada de mineração; ‘X’ é a largura do maior caminhão; ‘V_0’ é a velocidade do caminhão (km/h); ‘e’ é a superelevação da estrada (inclinação transversal); ‘t_{p-r}’ é o tempo de reação e frenagem do motorista; ‘U_{min}’ é o coeficiente de desaceleração e ‘GR’ é a inclinação da via (para descida usa-se o sinal negativo e para subida o sinal positivo).

Uma estimativa inicial da distância de parada (Figura 7) é calculada com base em condições ideais de frenagem e características do veículo, como estrada seca, aderência adequada, pneus em bom estado e com a pressão correta etc. Nesse cálculo, o valor de U_{min}, que representa o coeficiente de desaceleração longitudinal (uma medida da aderência disponível em resposta à desaceleração do caminhão de transporte), é geralmente assumido como 0,25, mas somente em circunstâncias particularmente favoráveis. Quando as condições durante a frenagem variam (estradas molhadas, pista desgastada e escorregadia, pneus de qualidade inferior etc.), é necessário considerar uma maior distância de parada. O valor de U_{min}, é menor que 0,25 em superfícies de estradas molhadas, enlameadas ou cheias de sulcos, pode ser menor em certas situações, como gelo na estrada ou alto teor de argila na pista de rolamento, por exemplo (Thompson; Peroni; Visser, 2019).

Figura 7 – Avaliação da distância de parada com inclinação longitudinal de 10% em declive, com vários coeficientes de atrito do pneu com a superfície da estrada e tempos de reação do motorista, em comparação com a ISO 3450, onde BE é a eficiência dos freios (geralmente próximo à 100%).



Fonte: Adaptado de Thompson; Peroni; Visser (2019).

Além dos parâmetros descritos, outros componentes fazem parte do projeto geométrico como a inclinação transversal, os pontos de visão, as curvas de retorno (*switchbacks*) e devem ser avaliados e calculados de acordo com o número de vias que as estradas terão, além da dimensão do maior equipamento que trafegará pela estrada.

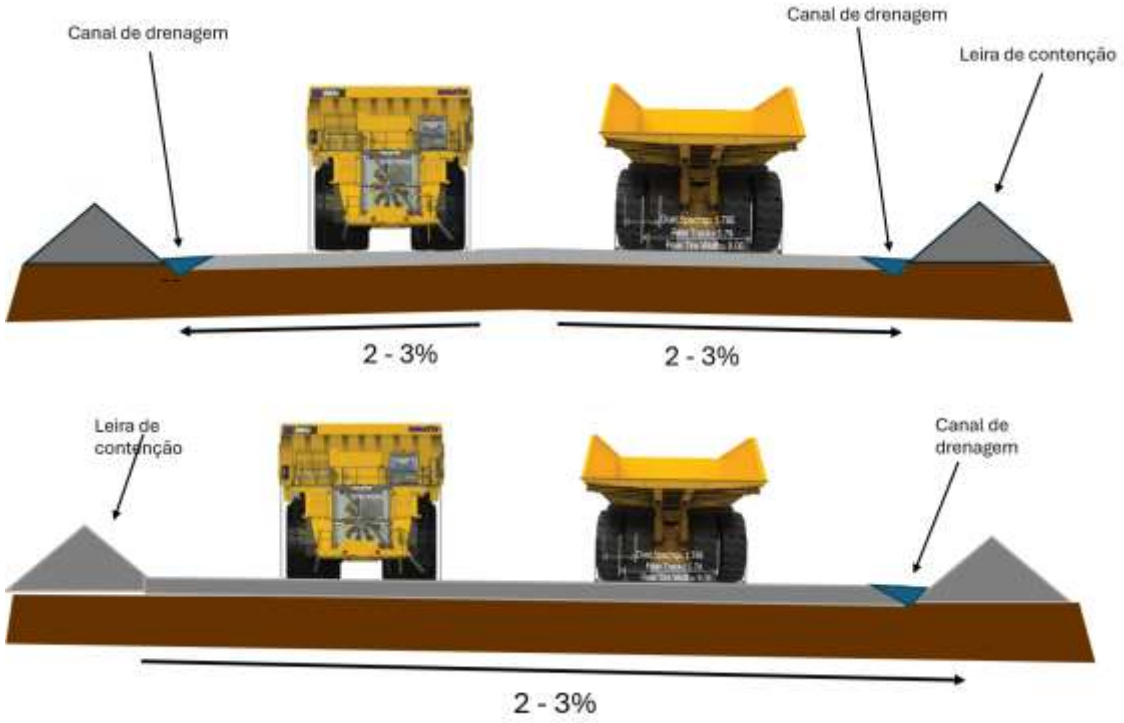
Segundo Thompson; Peroni; Visser (2019), a inclinação transversal deve ser, em trechos retos, na ordem de 2 a 3% e em trechos curvilíneos pode variar de 3 a 6% tendo como base o raio de curvatura e a velocidade de tráfego permitida dos caminhões (conhecida como superelevação). A inclinação transversal e superelevação servem para garantir a segurança de tráfego dos caminhões onde estes podem manter velocidades maiores sem riscos de tombamentos e servem para auxiliar o fluxo de águas das chuvas para os drenos laterais visando

uma melhor drenagem da pista (Figura 8). A Equação 7 apresenta como a superelevação pode ser calculada.

$$e = \frac{V_0^2}{127*R} - U_{min} \quad (7)$$

Onde, V_o= velocidade de projeto do veículo (km/h), R = raio de curvatura (m) e U_{min}= coeficiente de atrito (adimensional) que pode ser observado a partir da Tabela 1 a seguir.

Figura 8 - Inclinação transversal com abaulamento central e caimento lateral único.



Fonte: Adaptado de Thompson; Peroni; Visser (2019).

Tabela 1 - Valores típicos de coeficientes conforme a característica do tipo de material encontrado na superfície de estradas.

Natureza da pista	Coeficiente de atrito U_{min} de pneus/pista (t/t)
Pavimento de concreto	0,90
Terra firme seca	0,55
Terra solta	0,45
Terra firma úmida	0,45
Areia úmida	0,40
Areia seca e terra solta úmida	0,20

Fonte: Pellissari (2019).

Além do cálculo descrito pela Equação 7, a superelevação das vias também pode ser obtida a partir da Tabela 2, apresentada por Thompson; Peroni; Visser (2019).

Tabela 2 - Taxa de superelevações recomendadas para estradas de mineração.

Raio de curvatura (m)	Velocidade e superelevação (largura da estrada - m/m)								
	15 km/h	20 km/h	25 km/h	30 km/h	35 km/h	40 km/h	45 km/h	50 km/h	55 km/h
50	0,035	0,060	0,090						
75	0,025	0,045	0,070	0,090					
100	0,020	0,035	0,050	0,070	0,090				
150	0,020	0,025	0,035	0,050	0,070	0,085			
200	0,020	0,020	0,025	0,035	0,050	0,065	0,080		
300	0,020	0,020	0,020	0,025	0,035	0,045	0,055	0,065	0,080
400	0,020	0,020	0,020	0,020	0,025	0,035	0,040	0,050	0,060
500	0,020	0,020	0,020	0,020	0,020	0,025	0,030	0,040	0,050

Fonte: Thompson; Peroni; Visser (2019).

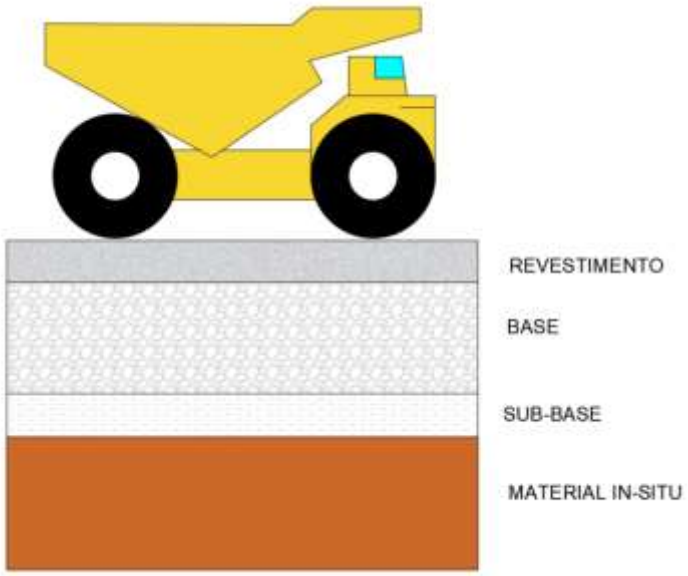
2.1.2 Projeto estrutural

Como já mencionado anteriormente, o projeto das estradas de mineração visa proporcionar uma solução segura e econômica para as operações. Isso inclui a criação de uma estrutura de estrada, conhecida como 'pavimento', que protege o material existente contra as cargas pesadas dos caminhões de mineração e oferece uma superfície adequada para a circulação dos veículos (Thompson; Peroni; Visser, 2019). O projeto estrutural tem como objetivo determinar as dimensões das camadas que constituem o pavimento. Essas camadas devem ser capazes de suportar e resistir às tensões aplicadas à estrada ao longo de sua vida útil projetada, de forma a minimizar a necessidade de manutenção da via (Thompson; Visser, 2006).

O projeto estrutural deve levar em conta a durabilidade da estrada, o volume de tráfego, a carga dos caminhões e os materiais disponíveis para a construção da via. Ao dimensionar corretamente as camadas, é possível reduzir os riscos de danos estruturais, bem como a ocorrência de ondulações, buracos e outros problemas que prejudicam a eficiência dos equipamentos e aumentam os custos de transporte (Thompson, 2011).

Os elementos estruturais fundamentais de cada camada podem ser identificados na Figura 9. Cada uma dessas camadas possui características específicas que desempenham um papel crucial na qualidade do pavimento. Portanto, a transição para equipamentos de maior porte deve ser cuidadosamente considerada, especialmente no âmbito do projeto estrutural. Isso requer a realização de estudos adicionais para garantir que as vias de acesso não sejam prejudicadas por deformações excessivas (Pellisari, 2019).

Figura 9 – Perfil esquemático das camadas típicas de um pavimento.



Fonte: Autoria própria.

O revestimento, que faz parte do projeto funcional, é a camada do pavimento colocada acima da base para suportar e fornecer uma superfície de rolamento adequada para o tráfego. Deve fornecer resistência e proteção, bem como uma superfície com propriedades funcionais desejadas, como qualidade de rodagem aceitável, resistência à derrapagem adequada e poeira mínima. A estrutura do pavimento consistiria em uma sub-base, base e camada de revestimento, conforme ilustrado. Uma vez que normalmente se utiliza material de rocha estéril desmontada selecionado para a camada estrutural, juntamente com a economia de construir uma única camada em vez de várias camadas estruturais, uma estrada de transporte de mina consistiria apenas em uma base, em vez de separá-las em sub-base e base. A camada de revestimento fornecerá as propriedades funcionais desejadas e, se projetada corretamente, a estrutura como um todo fornecerá uma resposta adequada às cargas das rodas aplicadas ao longo da vida útil e do volume de tráfego projetado para a estrada (Thompson; Peroni; Visser, 2019).

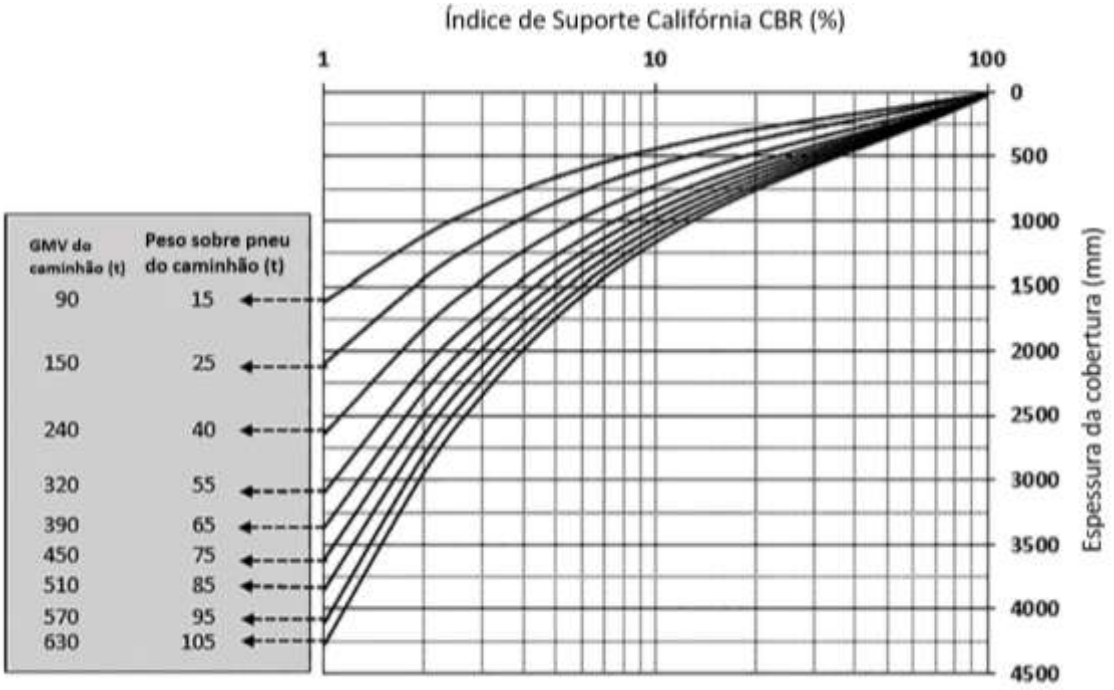
A base é a camada situada abaixo da camada de revestimento, e sua função primordial é suportar as cargas verticais provenientes dos veículos que circulam sobre ela, evitando que essas cargas alcancem as camadas de subleito ou material *in situ* (Pellisari, 2019), que geralmente são mais frágeis. Uma base estável é um dos fatores mais importantes do projeto de estrada. A colocação de uma estrada sobre qualquer material que não possa suportar adequadamente o peso do tráfego que a atravessa prejudicará severamente a mobilidade e a dirigibilidade dos veículos (Silveira *et al.*, 2016). Além disso, a falta de um material de suporte suficientemente estável sob a superfície da estrada permitirá o aparecimento de sulcos excessivos, afundamentos

e uma deterioração mais rápida da via percorrida. Portanto, será necessária uma frequência intensa de manutenção para manter a estrada transitável (Kaufman; Ault, 1977).

A sub-base é uma camada imediatamente abaixo da base, podendo ser omitida no projeto, conforme a situação específica de estradas de mineração apresentadas anteriormente. Por sua vez, o subleito corresponde ao material sobre o qual a estrada será construída, podendo ser constituído de material *in situ* ou material de aterro.

Um dos métodos mais amplamente utilizados para calcular a espessura de cada camada para a construção de estradas é o método do Índice de Suporte Califórnia (tradução livre para o *California Bearing Ratio* - CBR). Essa abordagem caracteriza a capacidade de suporte de carga de um solo específico como uma porcentagem da capacidade de suporte de carga de uma rocha fragmentada, e a relação entre essas capacidades é denominada CBR para o solo em questão. Curvas empíricas, conhecidas como curvas CBR, relacionam a espessura necessária do aterro e a carga aplicada da roda com o valor de CBR (vide Figura 10). O valor do CBR, expresso em porcentagem, é uma medida da resistência oferecida por um solo à penetração de um êmbolo cilíndrico, forçado no solo a uma taxa especificada até uma profundidade designada, em relação à resistência necessária para forçar o êmbolo em uma pedra britada padrão nas mesmas condições (Tannant; Regensburg, 2001).

Figura 10 – Ábaco para determinação da espessura da camada estrutural a partir do valor do CBR dos materiais encontrados na mina e de acordo com a massa bruta do caminhão (GVM).



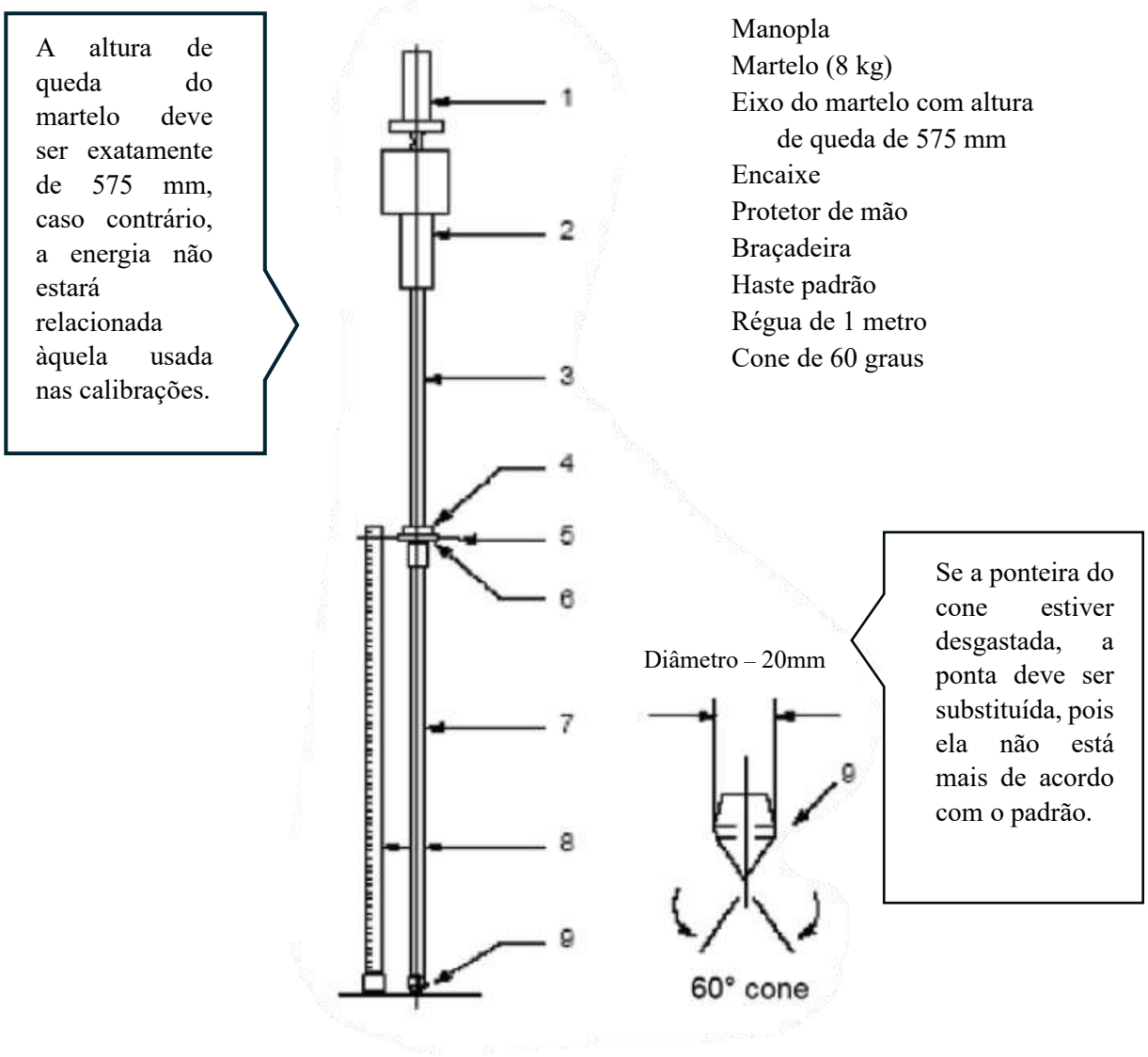
Fonte: Adaptado de Thompson; Peroni; Visser (2019).

O método CBR determina a espessura de camada do pavimento ou proteção de um material para uma capacidade de suporte de carga para um valor CBR específico do material do subleito. Este método atende a uma necessidade fundamental de exigir uma espessura de proteção sobre uma camada mais fraca. No entanto, o método não leva em consideração a resistência ou o suporte dos materiais que estão sobrepostos, nem considera outros materiais não naturais, como materiais cimentados ou asfálticos (Thompson; Peroni; Visser, 2019). Outra limitação do método CBR é que ele se baseia em observações empíricas para veículos com carga máxima em eixos de 80 kN, o que pode não ser representativo em vias de mineração, onde as cargas podem ser até 25 vezes maiores (Pellisari, 2019).

Outra forma de analisar as camadas estruturais quanto à construção e a capacidade de carga é o uso do DCP (*Dynamic Cone Penetrometer* ou cone de penetração dinâmica, em tradução livre). O DCP (Figura 11) é um instrumento usado para determinar o CBR com base na quantidade de golpes, medindo a taxa de penetração do equipamento no material durante o ensaio *in situ*. Essa metodologia elimina a necessidade de análises laboratoriais, fornecendo resultados rápidos e redução de custos (Thompson; Peroni; Visser, 2019).

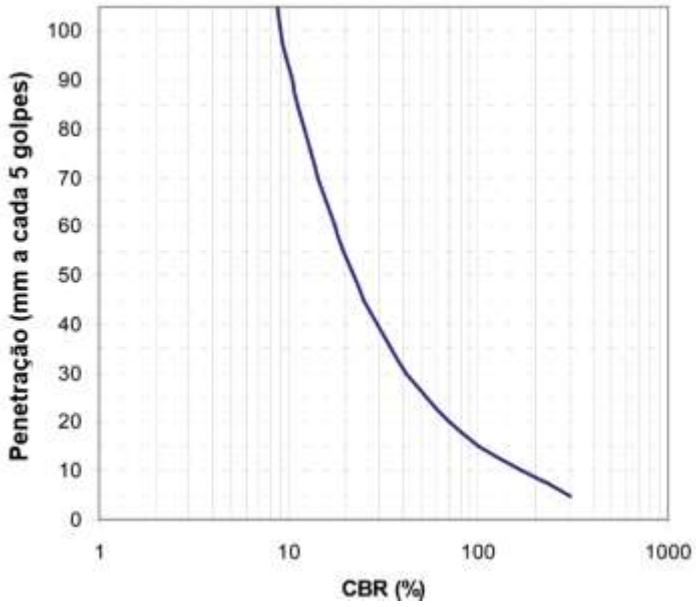
O DCP avalia a resistência do solo *in situ* em relação à umidade e densidade. Um martelo é solto a uma distância de 575 mm sob seu próprio peso, e a penetração do cone no solo é medida com uma fita métrica de 1 m. Normalmente, a penetração é registrada a cada cinco golpes do martelo. A penetração resultante é convertida em CBR com base na curva de correlação presente na Figura 12. É importante observar que essa curva de correlação só é válida para as dimensões específicas do DCP mostradas. Outros modelos de DCP com dimensões diferentes não fornecerão o CBR correto. Se as medições *in situ* forem realizadas em um solo úmido que pode ficar saturado devido à má drenagem, o CBR será superestimado e deve ser ajustado para baixo.

Figura 11 - Representação esquemática do equipamento DCP.



Fonte: Thompson; Peroni; Visser (2019).

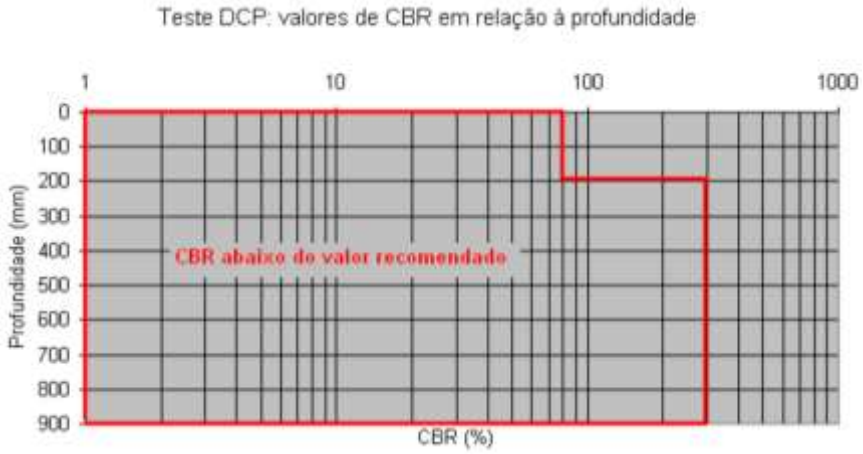
Figura 12 - Valor de CBR para a camada do pavimento com valores de penetração em mm para cada 5 golpes.



Fonte: Thompson; Peroni; Visser (2019).

Após a obtenção dos valores de CBR, as profundidades das diferentes camadas da estrada são determinadas através de testes com o penetrômetro (DCP). Os valores recomendados para os CBRs de cada camada após a construção da estrada podem ser observados com base na Figura 13. Ou seja, para a camada funcional (200 mm) o CBR mínimo seria de 80%. Para a camada de base (neste caso de 700 mm), o ideal é que o CBR seja acima de 300%.

Figura 13 - Indicação de profundidade segundo CBR.



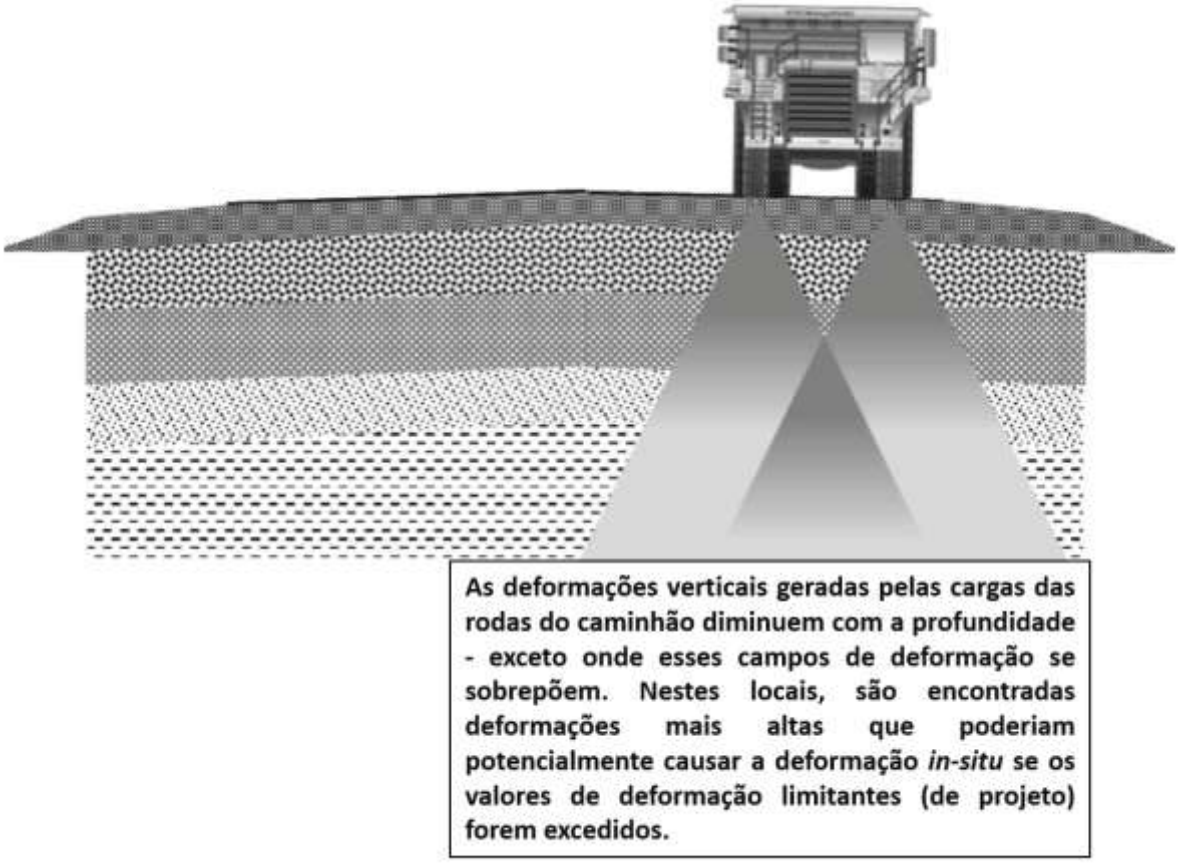
Fonte: Pellissari (2019).

Uma outra forma de calcular a espessura das camadas é a partir do método mecanístico. Para uma análise mecanística, são necessárias cargas, normalmente cargas de roda, e propriedades das camadas, como espessura, módulo elástico ou rigidez e coeficiente de Poisson.

Os parâmetros críticos para materiais de grãos finos, grãos grossos ou rochas estéreis são a deformação compressiva vertical no topo das respectivas camadas. A deformação por compressão vertical é normalmente expressa como microdeformação (με) ou deformação vezes 10^{-6}.

Os pontos críticos para análise estão no meio entre as duas rodas da combinação de dupla roda (para influências em profundidade) e diretamente sob a roda para a camada superior. As cargas das rodas devem ser posicionadas levando em conta a superposição de tensões no plano vertical (Figura 14).

Figura 14 - Representação esquemática do estresse gerado abaixo do caminhão.

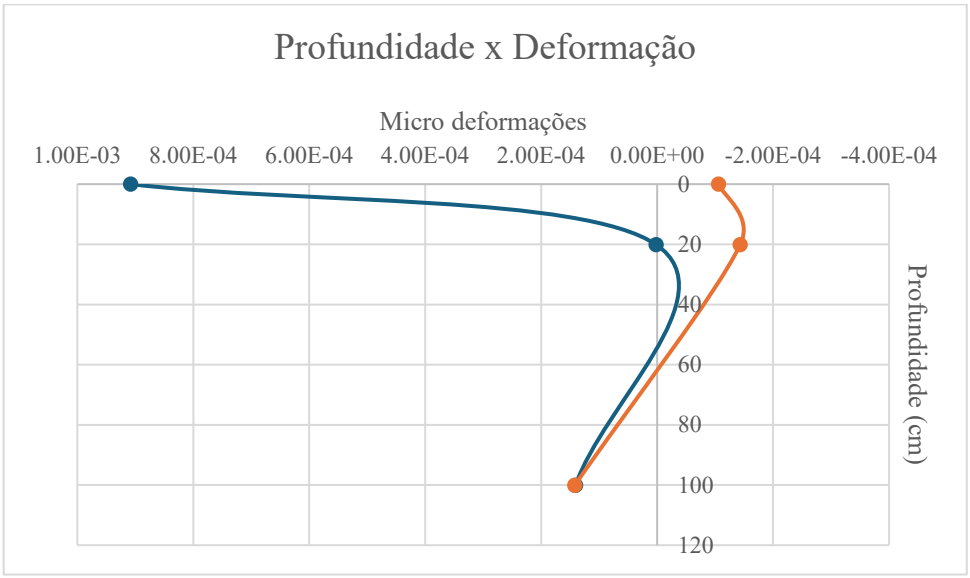


Fonte: Adaptado de Thompson; Peroni; Visser (2019).

Apesar de incluir elementos empíricos, este método se baseia nas propriedades elásticas das camadas de uma estrada. As vantagens dessa abordagem residem na capacidade de lidar com diferentes cargas e seus impactos na integridade estrutural da estrada, bem como na eficiência no uso de materiais disponíveis para a construção. Além disso, essa abordagem permite acomodar novos materiais, oferece previsões de desempenho da estrada mais

confiáveis, utiliza propriedades de materiais relacionadas ao desempenho estrutural e proporciona uma melhor compreensão das propriedades das camadas de estradas já existentes (Thompson; Visser, 1996). A Figura 15 apresenta um exemplo de uma análise de profundidade x deformação realizada para um caminhão Caterpillar 793C em um cenário onde a estrada possui base e sub-base com materiais com módulos de elasticidade de 92.000,00 MPa e de 3.000.000,00 MPa. Para o leito de rodagem, o módulo de elasticidade considerado é de 400.000 MPa.

Figura 15 – Análise de deformação gerada através do método mecanístico. Análise das deformações da via de acordo com a profundidade. A linha azul diz respeito a um pneu e a linha laranja à metade da distância entre os pneus de uma dupla/conjunto de um caminhão com duas duplas de pneus na parte traseira.



Fonte: Autoria própria.

2.1.3 Projeto funcional

O projeto funcional se relaciona com a criação de uma camada de revestimento que apresenta as características ideais no ponto onde o pneu encontra a estrada (Thompson; Peroni; Visser, 2019). Uma capacidade funcional adequada do revestimento deve assegurar que os veículos de transporte possam operar na velocidade máxima permitida na estrada ou trecho, com a garantia de segurança proporcionada pelo revestimento (Pellisari, 2019).

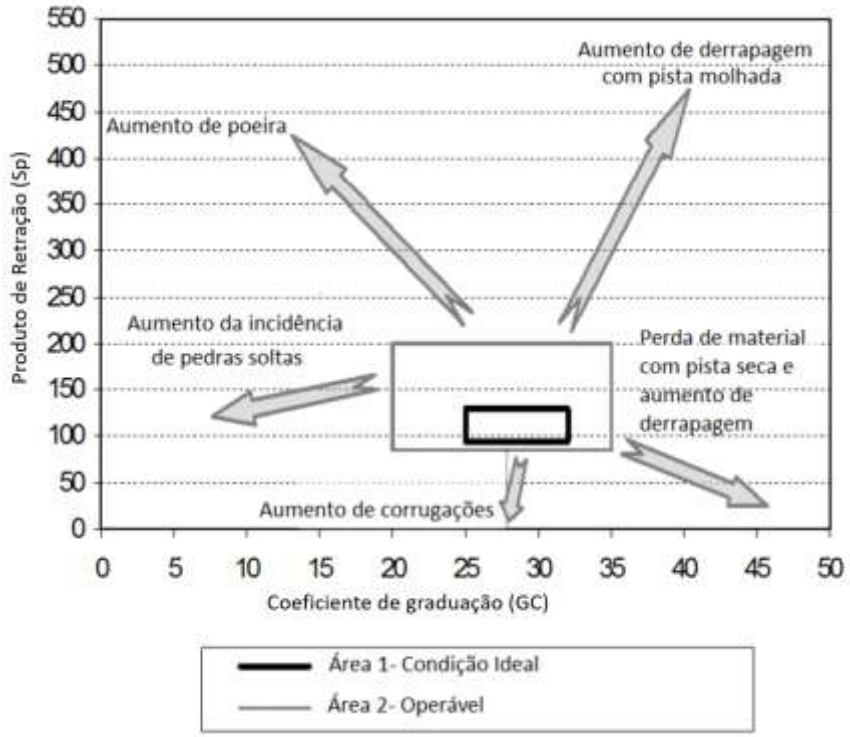
Uma baixa performance funcional se manifesta como uma qualidade de rodagem ruim, excesso de poeira, baixa resistência ao escorregamento, aumento do desgaste e danos nos pneus, e uma perda de produtividade associada ao aumento da resistência ao rolamento devido à

deterioração da superfície ou "defeitos" na estrada na forma de rugosidade, por exemplo (Thompson, 2011; Tannant; Regensburg, 2001).

Ondulações, corrugações e buracos na estrada geram forças de impacto que são transmitidas pelos pneus para a suspensão, chassi e conjunto motriz do caminhão. As forças de impacto são aproximadamente proporcionais ao peso bruto do veículo e crescem exponencialmente com a velocidade do caminhão. Portanto, a condição da superfície da estrada é especialmente importante com os caminhões mais modernos que são significativamente maiores e que operam em alta velocidade. As forças de impacto reduzem a vida útil dos pneus, aumentam os custos dos pneus, aumentam a fadiga dos componentes metálicos na suspensão e no chassi dos caminhões, aumentam os custos de manutenção e reduzem a vida útil do caminhão (Thompson, 2011; Tannant; Regensburg, 2001; Corrêa; Lima, 2016).

O projeto funcional de uma estrada de transporte corresponde ao processo de seleção do material ou mistura de materiais mais apropriado para a camada de revestimento. Normalmente são selecionados materiais fragmentados ou misturas de rocha britada com materiais argilosos (que agem como ligante), que sejam compatíveis com considerações de segurança, operacionais, ambientais e econômicas (Figura 16). Além de fornecerem uma camada de revestimento que possua baixa resistência ao rolamento e aderência aceitável, a maior vantagem de uma seleção adequada de materiais em relação a outros materiais de camada de revestimento é que as superfícies da estrada podem ser construídas rapidamente e mantidas a custos relativamente baixos ao longo da vida útil da estrada (Thompson; Peroni; Visser, 2019).

Figura 16 - Esquema para seleção de material de camada de revestimento e principais defeitos esperados conforme o posicionamento do material no gráfico.



Fonte: Adaptado de Pellissari (2019).

Cada uma das características desejadas, como aderência, boa agregação de materiais, baixa emissão de poeira, baixo efeito de derrapagem devido a material solto em condições secas, entre outras, podem ser avaliadas com base na Figura 16. Ao analisar a Figura, é possível notar que a qualidade do material de revestimento deve estar dentro da zona operacional, mas desejavelmente dentro da zona ideal.

A determinação dos valores do coeficiente de classificação (Gc) e do produto de retração (Sp) podem ser obtidos a partir de dados ensaios laboratoriais (limites de Atterberg) que levam em consideração os limites de plasticidade (LP) e liquidez (LL). As Equações 8 e 9, a seguir, apresentam como calcular o Gc e o Sp (Thompson; Peroni; Visser, 2019).

$$S_p = LS * P_{0.425} \quad (8)$$

$$G_c = \frac{(P_{26.5} - P_2) * P_{4.75}}{100} \quad (9)$$

Onde, LS = Índice de retração linear (%); $P_{0.425}$ = Percentagem da amostra passante na peneira de 0,425 mm; $P_{26.5}$ = Percentagem da amostra passante na peneira de 26,5 mm; P_2 = Percentagem da passante na peneira de 2 mm; $P_{4.75}$ = Percentagem da amostra da camada de desgaste passando pela peneira de 4,75 mm.

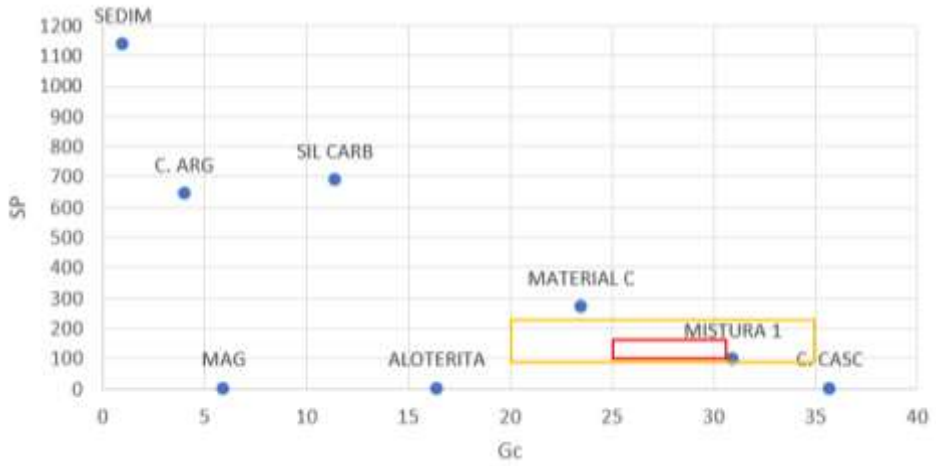
Para encontrar o valor de LS, faz-se necessário calcular inicialmente o índice de plasticidade (IP). Assim, a partir das Equações 10 e 11 podemos calcular esses valores tendo como base os limites de plasticidade (LP) e de liquidez (LL).

$$IP = LL - LP \tag{10}$$

$$LS \cong \frac{PI}{2}\ (\%) \tag{11}$$

A Figura 17 apresenta um exemplo prático da seleção de materiais para a construção de uma camada funcional contendo diversos materiais e os respectivos resultados a partir dos ensaios de caracterização física. Os valores correspondentes de Sp e Gc dos materiais não recomenda a aplicação de apenas um dos materiais visto que nenhum deles apresentava valores dentro das áreas operacional ou ideal. Assim, a mistura de dois materiais (Mistura 1 – um material com característica mais grosseira com proporção de 75% e outro material com característica mais plástica com proporção de 25% que agiria como um cimentante) se fez necessária para garantir uma boa qualidade do material utilizado para a camada de revestimento.

Figura 17 - Exemplo prático de seleção de materiais enviados para caracterização em um laboratório de solos para confecção da camada de revestimento.



Fonte: Autoria própria.

2.1.4 Rugosidade de estradas de mineração

A rugosidade da superfície (*Surface Roughness* – SR) constitui um conceito central em diversas áreas das ciências e da engenharia, sendo amplamente utilizada para caracterizar e modelar processos físicos associados à interação entre materiais, estruturas e o meio ambiente. Nas ciências da Terra, a análise de SR tem recebido crescente atenção nas últimas décadas em virtude de dois fatores principais: o avanço das tecnologias de sensoriamento remoto e a necessidade de caracterizar superfícies complexas com maior nível de detalhamento. Técnicas

como lidar, radar e fotogrametria permitem a aquisição de dados topográficos de alta resolução, possibilitando a representação tridimensional da superfície com elevada precisão. A partir desses dados, abordagens geomorfométricas aplicadas a modelos digitais de elevação (DEMs) têm viabilizado a quantificação objetiva da rugosidade e sua aplicação em diferentes campos do conhecimento (Trevisani; Guth, 2025).

No contexto da engenharia de minas, a rugosidade das estradas de transporte assume papel particularmente relevante. A superfície das vias de mineração apresenta, com frequência, irregularidades como buracos, ondulações, depressões, trilhos e corrugações, que constituem manifestações diretas da degradação funcional do pavimento. Esses elementos geram impactos significativos no desempenho operacional dos caminhões fora de estrada, afetando diretamente a vida útil de componentes como chassi, suspensão, pneus e sistemas estruturais, além de elevar substancialmente o consumo de combustível nos trechos com maior irregularidade. As forças de impacto transmitidas através da estrutura do caminhão em estradas irregulares são proporcionais ao peso bruto do veículo (Gross Vehicle Mass – GVM), enquanto a magnitude desses impactos tende a crescer aproximadamente com o quadrado da velocidade de deslocamento. Dessa forma, a operação em altas velocidades sobre superfícies degradadas reduz a durabilidade dos componentes mecânicos (Tannant; Regensburg, 2001).

O chassi de um caminhão, assim como todas as estruturas de aço, possui vida útil limitada por fadiga. Esse processo é cumulativo, o que significa que a estrutura “acumula” o histórico de todas as solicitações mecânicas às quais foi submetida ao longo do tempo (Santos; Teixeira, 2012). Nesse contexto, os eventos de impacto de maior intensidade, ainda que menos frequentes, são responsáveis por parcela desproporcional dos danos acumulados, de forma que os 10% de solicitações mais severas tendem a provocar muito mais degradação estrutural do que os 90% restantes de menor magnitude (Tannant; Regensburg, 2001). Assim, estradas com elevada rugosidade constituem o fator isolado de maior influência na redução da vida útil por fadiga dos caminhões de transporte (Deslandes; Dickerson, 1989). Além dos efeitos mecânicos, superfícies degradadas obrigam o operador a reduzir a velocidade por razões de segurança, resultando em aumento do tempo de ciclo e consequente perda de produtividade.

Do ponto de vista energético e econômico, a deterioração das condições das estradas de transporte possui impacto direto na eficiência dos sistemas de transporte em minas a céu aberto, podendo elevar o consumo de energia em até 25%. Adicionalmente, as perdas associadas à resistência ao rolamento (RR) podem representar até 30% do consumo total de combustível das operações de transporte por caminhões, configurando-se como um dos principais fatores

determinantes dos custos operacionais (Bao *et al.*, 2024; Tokac; Zhang; Sari, 2025). A resistência ao rolamento pode ser compreendida como o conjunto de forças que o veículo precisa vencer para se deslocar sobre uma determinada superfície, sendo frequentemente expressa como um gradiente longitudinal equivalente e utilizada como indicador funcional das condições de estradas não pavimentadas (Alegre *et al.*, 2021; Tannant; Regensburg, 2001).

Estudos de campo demonstram que um aumento de apenas 1% na resistência ao rolamento pode reduzir a velocidade média de caminhões carregados em mais de 10%, ampliando o tempo de ciclo e os custos operacionais (Thompson; Visser, 2003). De forma complementar, Soofastaei *et al.* (2016a; 2016b) evidenciaram que a rugosidade da estrada, combinada com a pressão dos pneus e a inclinação longitudinal, figura entre as variáveis mais sensíveis na determinação do consumo energético em operações de lavra a céu aberto.

As forças que governam o movimento de caminhões em estradas não pavimentadas são comumente representadas pela resistência ao rolamento (RR) e pela resistência associada à inclinação da via (GR), cuja soma resulta na resistência total (RT), responsável por determinar a demanda energética e o desempenho operacional dos equipamentos, conforme expresso pela relação $RT = RR \pm GR$. Na prática, o desempenho dos caminhões também é limitado pela força trativa disponível na interface pneu–solo, denominada rimpull, a qual depende do torque transmitido às rodas e do raio efetivo dos pneus. Os fabricantes de equipamentos disponibilizam curvas de desempenho (rimpull curves) que relacionam velocidade, peso bruto do veículo e resistência total, permitindo avaliar o comportamento operacional dos caminhões em diferentes condições de carregamento e gradiente.

Diversos trabalhos recentes têm enfatizado a importância estratégica da melhoria das condições das estradas de transporte como forma de reduzir o consumo de energia e as emissões ao longo do ciclo de vida da mina (Kaufman; Ault, 1977; Hustrulid; Kuchta; Martin, 2013; SoofastaeI *et al.*, 2016a; Rodovalho; Lima; Tomi, 2016). Embora estudos anteriores tenham quantificado os benefícios econômicos decorrentes da melhoria da geometria das vias e da redução da RR, ainda existe limitada integração entre esses indicadores econômicos e métricas dinâmicas de resposta dos veículos em condições reais de operação, como acelerações verticais e comportamento da massa suspensa (Alegre *et al.*, 2019; Moscoso-Garcia *et al.*, 2024).

Avanços tecnológicos recentes vêm possibilitando a transição de métodos tradicionais baseados exclusivamente em inspeções visuais para abordagens orientadas por dados, utilizando sensores embarcados, sistemas de despacho, posicionamento GNSS e levantamentos

remotos de alta resolução, como LiDAR e modelos derivados de aerolevantamento com drones (Baek; Choi, 2017). Nesse cenário, Thompson; Peroni; Visser (2019) consolidaram boas práticas modernas para o projeto e a manutenção de estradas de mina, propondo diretrizes quantitativas para geometria, inclinação máxima, curvatura e espessura estrutural com o objetivo de otimizar a eficiência do transporte e a segurança operacional.

Além das perdas de produtividade e do aumento do consumo de combustível, condições degradadas de operação também comprometem a confiabilidade mecânica das frotas de transporte. Bodziony; Patyk (2024) relataram que ambientes operacionais adversos podem elevar o consumo específico de energia por tonelada transportada em até 20%, ao mesmo tempo em que aumentam significativamente a frequência de falhas mecânicas e reduzem a disponibilidade dos equipamentos. Tais evidências reforçam a necessidade de estratégias preventivas e contínuas de manutenção das vias de transporte, bem como o desenvolvimento de metodologias quantitativas e automatizadas para avaliação objetiva da condição das estradas de mineração.

2.1.5 Resistência ao rolamento

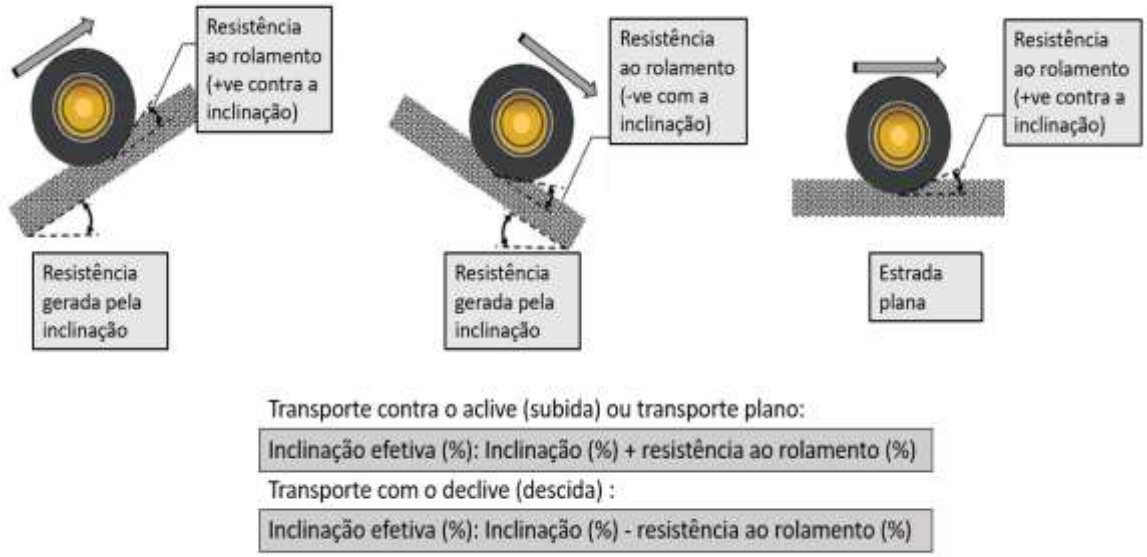
As estradas de transporte de mineração são parte de uma unidade de produção, e a sua qualidade está diretamente relacionada à redução do custo total de transporte, que consiste na soma dos custos de operação dos veículos e dos custos de construção e manutenção das estradas (Thompson; Peroni; Visser, 2019).

Estradas contendo alta rugosidade a partir de deformações como os trilhos causados pelo aprofundamento dos pneus em superfícies e camadas frágeis forçam o pneu, e consequentemente o veículo, a sempre viajar em uma inclinação ascendente. Uma medida importante das condições da superfície da estrada de transporte é a resistência ao rolamento, ou seja, a quantidade de força de tração necessária para superar o efeito retentor entre os pneus do caminhão de transporte e o solo. Ao superar a resistência ao rolamento, a potência do veículo é exercida para puxar, na prática, o pneu para cima e para fora do sulco, que é constantemente criado pelo pneu. A resistência ao rolamento geralmente é expressa em termos de inclinação percentual da estrada ou em termos de força de resistência como uma porcentagem do peso bruto do veículo (Tannant; Regensburg, 2001).

Thompson; Peroni; Visser (2019) definem a resistência ao rolamento como sendo a resistência ao movimento de um veículo e pode ser considerada como uma inclinação adicional ou uma perda de energia resultante da deformação dos pneus causada por pedras ou

irregularidades na estrada, afundamento do pneu na superfície, como em solo macio ou material solto, ou deflexão da estrutura da estrada sob a carga da roda (Figura 18). A Figura 19 apresenta uma estrada de mineração com elevada condição de resistência ao rolamento devido às condições de trafegabilidade estarem reduzidas visto que há presença de solo com marcas de aprofundamento de pneus e perda de material fragmentado por uma grande extensão da via.

Figura 18 – Esquema representativo da resistência ao rolamento e resistência total.



Fonte: Adaptado de Thompson; Peroni; Visser (2019).

Figura 19 - Estrada de mineração com elevada resistência ao rolamento devido a presença de materiais soltos, perda de material e buracos.



Fonte: Autoria própria.

Thompson; Visser (2000) realizaram uma análise dos tipos mais comuns de defeitos encontrados em estradas de transporte de mineração que podem impactar na segurança e no desempenho do transporte. Esses defeitos incluem:

- Falta de aderência em superfícies molhadas;
- Falta de aderência em superfícies secas;
- Geração de poeira;
- Presença de material solto, incluindo pedras soltas;
- Ondulações na pista (corrugações);
- Buracos;
- Sulcos ou trilhos na estrada;
- Presença de pedras soltas no leito da estrada;
- Rachaduras, incluindo aquelas do tipo transversais, longitudinais e em forma de “couro de crocodilo".

Para avaliar a gravidade ou extensão desses defeitos, é possível recorrer às descrições fornecidas na Tabela 3 (pontuação dos defeitos, em tradução livre para *Defect Score* - DS) ou às representações visuais correspondentes (apenas os graus 1, 3 e 5 de defeito são exibidos nas Figuras 20 e 21). É importante notar que, quando o defeito não é visível na estrada, atribui-se uma pontuação de grau de defeito igual a 1 e uma pontuação de extensão igual a 1 (Thompson;

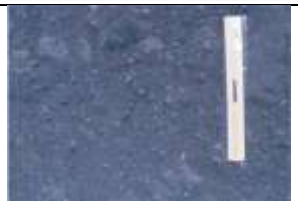
Peroni; Visser, 2019). A Figura 22 apresenta a ficha de inspeção visual para ser utilizada em campo para determinação da pontuação dos defeitos existentes (*Defect Score* – DS).

Tabela 3 - Descrição do grau ou extensão do defeito.

Pontuação por extensão	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**
Extensão	Ocorrência isolada, afetando menos de 5% da estrada	Ocorrência intermitente, afetando entre 5% e 15% da estrada	Ocorrência regular, afetando entre 16% e 30% da estrada	Ocorrência frequente, afetando entre 31% e 60% da estrada	Ocorrência extensa, afetando mais de 60% da estrada
Pontuação por defeito	1	2	3	4	5
Defeito	O desgaste é leve, difícil de discernir e apenas sinais leves são visíveis	O desgaste é facilmente discernível, mas tem poucas consequências imediatas	O desgaste é notável em relação às possíveis consequências - início de defeitos secundários	O desgaste é grave em relação às possíveis consequências. Defeitos secundários se desenvolveram e/ou o defeito primário é grave	O desgaste é extremo em relação às possíveis consequências. Defeitos secundários são notáveis e/ou o defeito primário é extremo

Fonte: Thompson; Peroni; Visser (2019).

Figura 20 - Avaliação funcional do grau de defeito com auxílio de indicações visuais – parte 1.

DEFEITO	**DESCRIÇÃO VISUAL**		
	Grau 1	Grau 3	Grau 5
Buracos			
Corrugações			
Afundamento de pneus			
Perda de material			
Rocha exposta – fixa na pista			

Fonte: Adaptado de Thompson; Peroni; Visser (2019).

Figura 21 - Determinação do grau de defeito funcional com auxílio de avaliações visuais - parte 2.

DEFEITO	**DESCRIÇÃO VISUAL**		
	Grau 1	Grau 3	Grau 5
Poeira			
Rachaduras - longitudinais			
Rachaduras – transversais			
Rachaduras – tipo escama de crocodilo			
Resistência ao escorregamento - molhado			
Resistência ao escorregamento - seco			

Fonte: Adaptado de Thompson; Peroni; Visser (2019).

Figura 22 - Ficha de inspeção visual para determinação da resistência ao rolamento.

AVALIAÇÃO FUNCIONAL E DE RESISTÊNCIA AO ROLAMENTO DE ESTRADAS DE TRANSPORTE DE MINERAÇÃO			
DATA		AVALIADOR	
ESTRADA		VELOCIDADE DO VEÍCULO (km/h) V	
FREQUÊNCIA DE USO		VOLUME DE TRÁFEGO (kt/dia)	

DEFEITO	FUNCIONALIDADE			RUGOSIDADE (Resistêncoa ao rolamento)		
	DEFEITO (1-5)	EXTENSÃO (1-5)	PONTUAÇÃO DO DEFEITO (1-25)	DEFEITO (1-5)	EXTENSÃO (1-5)	PONTUAÇÃO DO DEFEITO (1-25)
Buracos / Borrachudos			0	0	0	0
Corrugações			0	0	0	0
Trilho de pneus / afundamento de pneus			0	0	0	0
Perda de material			0	0	0	0
Pedra fixa (> 40mm)			0	0	0	0
Poeira			0			
Rachaduras longitudinais			0			
Rachaduras transversais			0			
Rachaduras - Crocodilo			0			
Resistência à derrapagem - molhado			0			
Resistência à derrapagem - seco			0			
PONTUAÇÃO TOTAL DE DEFEITOS FUNCIONAIS (DS) Σ (grau do defeito x extensão do defeito)			**0**	**TOTAL DA PONTUAÇÃO DE RUGOSIDADE (RDS)**		**0**

Manutenção da estrada recomendada se: Qualquer defeito funcional crítico excede o limite de aceitabilidade (*) DS (pontuação total de defeitos) for maior que 130	Manutenção iminente da estrada, mas a estrada ainda é trafegável quando a pontuação total de defeitos está entre 60 e 130.	A estrada está em boas condições e não precisa de manutenção imediata quando a pontuação total de defeitos é menor que 60.

Consulte o gráfico para ler as porcentagens de resistência ao rolamento	
RESISTÊNCIA AO ROLAMENTO ESTIMADA (%)	

Comentários		
Drenagem	Na pista	
	Lateral da pista	
Erosão	Longitudinal	
	Cruzando a estrada	

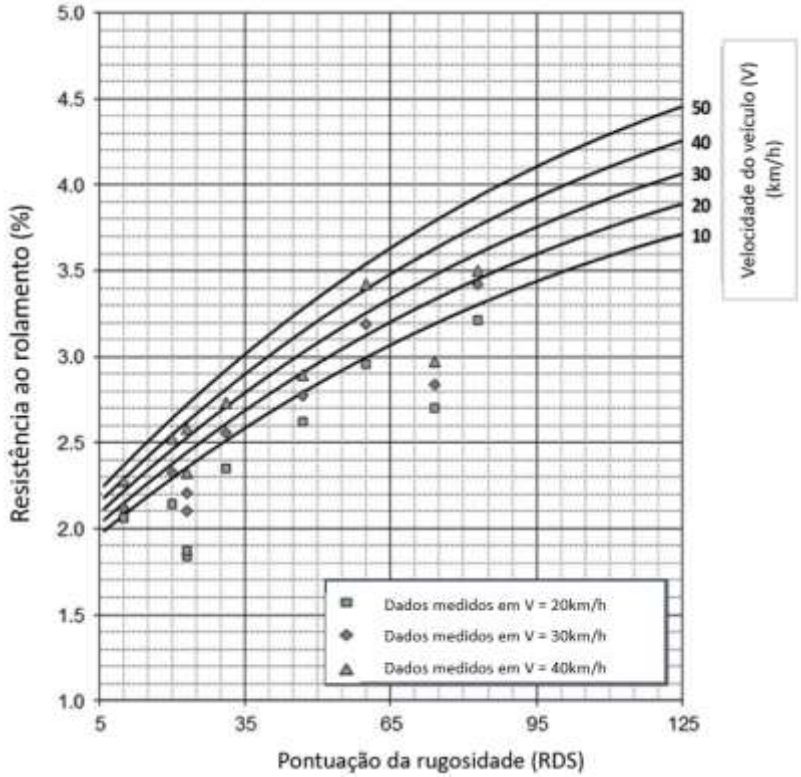
Fonte: Adaptado de Thompson; Peroni; Visser (2019).

Através desta ficha de inspeção, é possível avaliar empiricamente as condições de trafegabilidade da estrada e determinar se a manutenção é necessária. A resistência ao rolamento da estrada é calculada somando os valores dos cinco primeiros parâmetros da ficha de inspeção. Para cada parâmetro, a pontuação dos defeitos e a extensão correspondente são multiplicadas (conhecido como *Roughness Defect Score* - RDS em inglês) e podem ser relacionadas com a Figura 23.

Outra forma de calcular a resistência ao rolamento (RR) se dá a partir da Equação 12. Esta Equação leva em consideração a massa bruta do caminhão (tradução livre para *Gross Vehicle Mass* - GVM) e a penetração, em centímetros, do pneu (a) na superfície (Caterpillar, 2018).

$$RR\ (\%) = 2\%\ do\ GVM + 0{,}6\%\ do\ GVM\ por\ cm\ do\ pneu\ que\ penetrar\ no\ solo \quad (12)$$

Figura 23 - Conversão do RDS em resistência ao rolamento considerando a velocidade permitida no acesso.



Fonte: Adaptado de Thompson; Peroni; Visser (2019).

Além de ser calculada, a resistência ao rolamento também pode ser estimada qualitativamente, onde a Tabela 4 apresenta a relação entre as condições das estradas e uma estimativa da resistência ao rolamento.

Tabela 4 - Estimativa da resistência ao rolamento com base na condição da estrada.

Condição da via	**Resistência ao Rolamento (%)**
Camadas fortes e estradas bem construídas, compactadas (estabilizadas), com baixa penetração do pneu	2
Camadas de resistência intermediária, estradas compactadas (estabilizadas), bem construídas e frequentemente mantidas, com penetração mínima (<25mm) do pneu	2-3
Camadas ou material de revestimento fracos, penetração do pneu de 25 - 50 mm, com sulcos e malconservada	3-5
Camadas ou material de superfície fracos, penetração do pneu de 50 - 100 mm, com sulcos e malconservada	5-8

Fonte: Alegre *et al.* (2019).

Além da importância com relação à força necessária para que o caminhão supere os obstáculos gerados pela rugosidade da estrada, a resistência ao rolamento é um parâmetro para o cálculo da resistência total (ou inclinação efetiva) que os equipamentos devem superar

(Tannant; Regensburg, 2001). A Equação 13, a seguir, apresenta o cálculo da resistência total imposta aos caminhões.

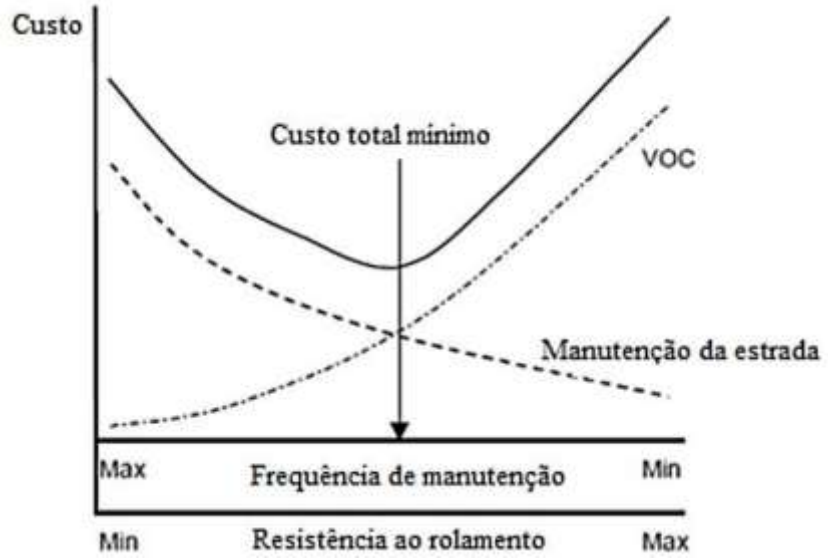
$$RT(\%) = RR(\%) \pm GR(\%) \quad (13)$$

Onde, RT é a resistência total; RR representa a resistência ao rolamento e GR é a inclinação longitudinal da via (o sinal positivo se dá para o trecho em aclive e o sinal negativo deve ser empregado no trecho em declive).

2.1.6 Projeto de manutenção

Junto com a avaliação qualitativa dos defeitos que afetam a funcionalidade da estrada, é igualmente importante considerar quando a estrada foi objeto de manutenções, uma vez que ao registrar o número de dias desde a última manutenção de rotina, é possível construir uma relação de quão rapidamente a estrada se deteriorou ao longo do tempo (Figura 24). Além disso, uma vez que a funcionalidade e o desempenho geral da estrada são influenciados pela drenagem e erosão, é útil avaliar esses dois aspectos também - má drenagem e/ou erosão excessiva na estrada, o que normalmente desencadearia alguma atividade de manutenção corretiva (Thompson; Peroni; Visser, 2019).

Figura 24 - Custo total otimizado considerando custos operacionais e de manutenção ao longo do tempo para manter uma determinada resistência ao rolamento.



Fonte: Thompson (2011).

Conforme mencionado por Fonseca (2009), o custo significativo associado à aquisição e manutenção de caminhões fora de estrada realça a importância das estradas em boas condições

para garantir a segurança e eficiência desses equipamentos. Isso ocorre porque estradas bem conservadas têm o potencial de reduzir os gastos relacionados à manutenção e substituição de peças e ativos.

A manutenção de estradas desempenha um papel fundamental na conservação de uma superfície de rolamento livre de irregularidades e na prevenção da perda excessiva de material solto. Além disso, a manutenção de estradas contribui para preservar a inclinação transversal do leito da estrada, garantindo uma rápida retirada das águas da superfície do acesso. Essas atividades englobam essa série de ações destinadas a minimizar defeitos, o que resulta na redução dos custos operacionais dos caminhões e na extensão da vida útil das estradas.

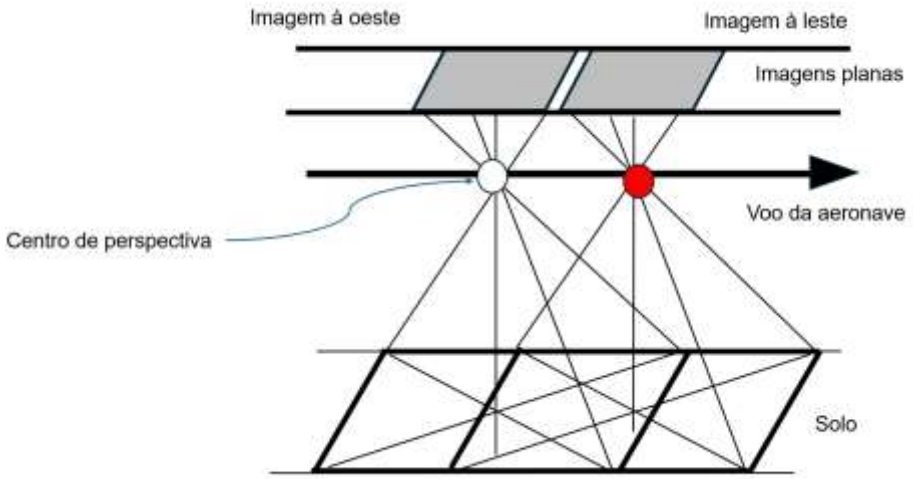
A falta de manutenção de estradas pode aumentar os custos operacionais do transporte. Por exemplo, observações em uma mina de metais demonstraram que quase três quartos de todas as falhas de pneus foram causadas por cortes e impactos. Esses modos de falha podem ser gerenciados com uma construção e manutenção adequadas das estradas (Tannant; Regensburg, 2001; Machado, 2022).

2.2 MAPEAMENTO E AVALIAÇÃO DE ESTRADAS COM AEROLEVANTAMENTO

A fotogrametria é a ciência que visa obter medições confiáveis a partir de fotografias. O uso mais comum dessa ciência é na elaboração de mapas planialtimétricos a partir de fotografias aéreas, muitas vezes associada à técnica de fotointerpretação. A fotointerpretação envolve a identificação da natureza e a descrição dos objetos presentes na fotografia, proporcionando uma análise qualitativa do que foi registrado. Portanto, o objetivo fundamental da fotogrametria é estabelecer uma relação geométrica precisa entre a imagem e o objeto no momento da captura. Quando essa relação é adequadamente estabelecida, torna-se possível extrair informações detalhadas sobre o objeto a partir da imagem (Marchetti; Garcia, 1978).

Historicamente, a maioria das operações fotogramétricas utilizava fotografias aéreas, mesmo que as câmeras de alta precisão fossem, e em alguns casos ainda são, complexas e caras. A Figura 25 ilustra um esquema tridimensional de uma fotografia aérea. Nesse esquema, a lente da câmera é representada por um único ponto chamado centro da perspectiva. O eixo óptico da lente da câmera é frequentemente vertical, o que resulta na fotografia de uma área essencialmente retangular do terreno (Zeni, 2021; Jordan; Cocquerez, 1995).

Figura 25 - Fotografia aérea em representação tridimensional.

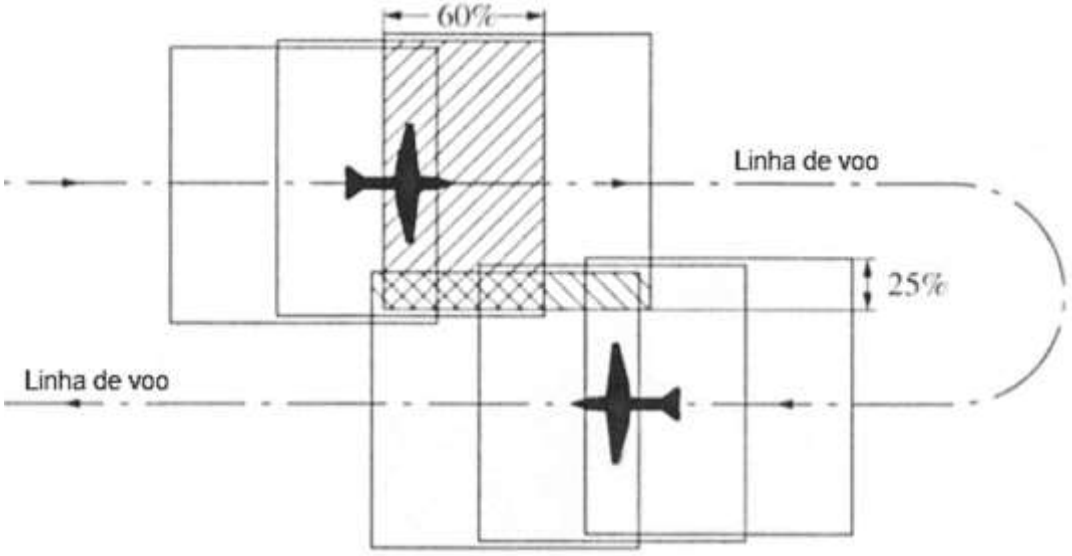


Fonte: Adaptado de Jordan e Cocquerez (1995).

A sobreposição entre fotografias sucessivas é fundamental para garantir que toda a área do solo seja coberta a partir de dois pontos de vista, o que é necessário para a visualização estereoscópica (Mikhail, Bethel; McGlone, 2001). Duas fotografias tomadas sucessivamente ao longo de uma linha de voo, e que possuam superposição entre elas, são referidas como um "par estéreo de fotografias" e possibilitam a criação de mosaicos a partir do centro das fotografias (Zeni, 2021).

O planejamento aerofotogramétrico (Figura 26) é normalmente conduzido com o objetivo de alcançar aproximadamente 60% de superposição entre fotografias. Isso é essencial para obter a capacidade de estereoscopia (visualização tridimensional) quando as duas imagens são observadas em um estereoscópio. Além disso, a superposição entre as faixas de voo pode variar entre 20% e 40% e é referida como "Recobrimento Lateral" (Carneiro, 2021; Mikhail *et al.*, 2001).

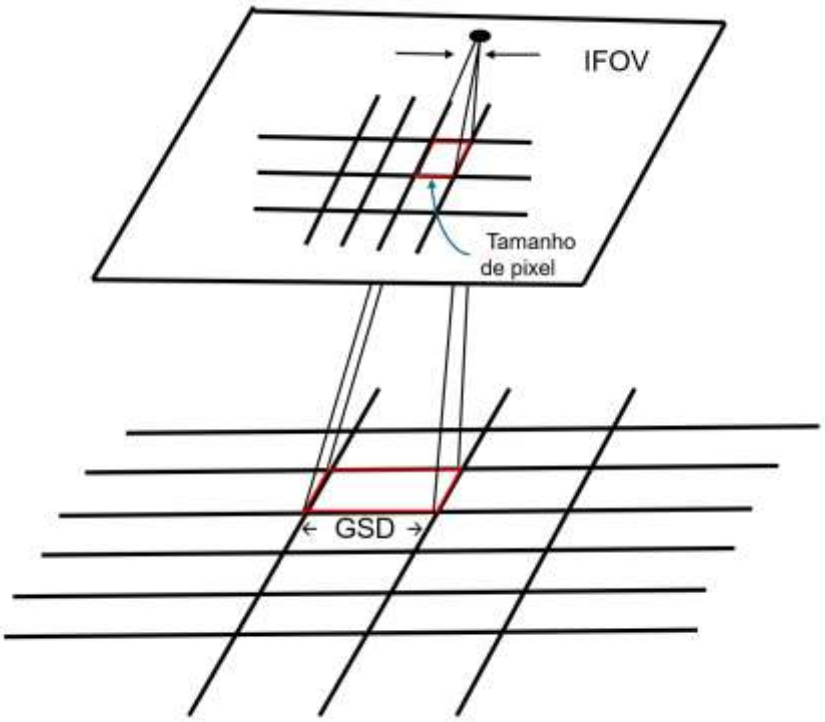
Figura 26 - Representação do recobrimento longitudinal e lateral com sobreposição de 60% e 25% das imagens, respectivamente.



Fonte: Mikhail *et al.* (2001).

Após a determinação e posicionamento dos pontos de controle em campo, o próximo passo é o voo especificamente. Em contraste com a fotogrametria convencional, onde a escala do voo e a altitude de voo definem a precisão do produto cartográfico, a fotogrametria digital utiliza um parâmetro crucial: a resolução espacial do pixel no terreno (também conhecida como GSD - *Ground Sample Distance*). A descrição da geometria da imagem digital não se limita apenas ao tamanho do pixel; também considera o Campo de Visada Instantânea (*Instantaneous Field of View* - IFOV), que é definido pelo ângulo formado pelo tamanho do pixel e a distância focal (Zeni, 2021). A relação entre o IFOV e o GSD pode ser observado na Figura 27 .

Figura 27 - Relação entre o IFOV e GSD.



Fonte: Adaptado de Milhail *et al.* (2001)

O tamanho do pixel no sensor digital (GSD) é uma medida do tamanho real da área representada por cada pixel em uma imagem digital. Em outras palavras, ele determina o nível de detalhamento da superfície terrestre capturada (Carneiro, 2021). Para calcular o GSD, empregamos a Equação 14:

$$\frac{f}{h_v} = \frac{d}{GSD} \tag{14}$$

Onde, hv – Altura de Voo; f – Distância Focal da Câmera e d = Dimensões Físicas do Pixel no Sensor CCD (*charge-coupled device*, que pode ser traduzido como dispositivo de carga acoplada).

Da mesma forma que a escala de voo na fotogrametria convencional, o GSD estabelece a qualidade da informação espacial na fotogrametria digital. Um GSD menor (ou seja, pixels menores) resulta em maior resolução espacial e, consequentemente, em um maior detalhamento da superfície terrestre.

Os pontos de apoio aerofotogramétricos, também conhecidos como pontos de controle, são marcadores foto identificáveis e distribuídos no terreno com coordenadas conhecidas em um sistema de referência específico (Figura 28). Esses pontos servem como referência para

geoposicionar e orientar as fotografias aéreas. É fundamental que esses pontos sejam visíveis e claramente identificáveis em todas as fotografias nas quais aparecem. Eles devem ser posicionados estrategicamente no terreno, e depois de obter suas coordenadas, o voo aéreo é executado levando em consideração esses pontos para garantir a precisão dos dados coletados (Zeni, 2021; Carneiro, 2021).

Figura 28 - Ponto de controle posicionado em campo com medição de coordenadas feito por Receptor GNSS.



Fonte: Autoria própria.

A partir do levantamento aerofotogramétrico, os produtos gerados geralmente incluem imagens, pontos e vetores (Zeni, 2021; Carneiro, 2021). As imagens são utilizadas para representar o objeto original e podem assumir várias formas, como:

- Fotografias aéreas: essas fotos são úteis em diversas aplicações de interpretação e planejamento (Figura 29);
- Imagens pancromáticas ou coloridas: essas imagens oferecem informações valiosas sobre cores e detalhes no espectro da luz visível;
- Nuvem de pontos: conjunto de coordenadas tridimensionais que representam pontos no espaço. Cada ponto na nuvem de pontos possui informações de posição tridimensional: latitude, longitude e altitude (Figura 30) e eventualmente atributos adicionais como cores no padrão RGB entre outros;

- Mosaicos: são imagens combinadas do terreno, criadas pela montagem de fotografias individuais, oferecendo uma visão ampla do local;
- Imagens retificadas: essas imagens passam por um processo para remover inclinações do sensor em relação à posição central das fotos, minimizando distorções e melhorando a qualidade dos dados;
- Um Modelo Digital de Terreno (MDT) ou *Digital Terrain Model* (DTM): é uma representação matemática computacional que descreve a superfície da área modelada em termos de sua elevação ou relevo (Figura 31), mostrando os pontos mais baixos (quanto mais azul escuro, mais baixo) e os mais altos (quanto mais avermelhado, as cotas serão mais altas);
- Ortofotos: são imagens do terreno geradas a partir de um par de fotografias sobrepostas de maneira a eliminar os efeitos de distorção gerados pela perspectiva deslocada do ponto central da imagem. As ortofotos possuem escala constante e podem ser usadas como mapas planimétricos.

Esses produtos fotogramétricos desempenham um papel essencial em várias aplicações, desde a interpretação de terrenos até o planejamento geral.

Figura 29 - Fotografia gerada por um aerolevantamento.



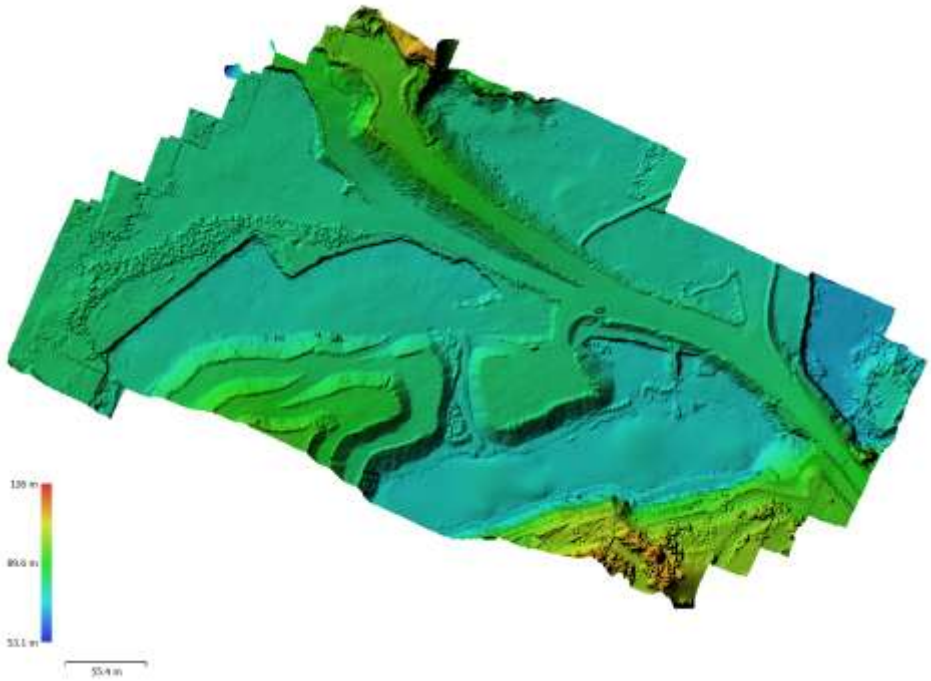
Fonte: Autoria própria.

Figura 30 - Nuvem de pontos de um levantamento topográfico gerado por aerolevantamento executada com veículo aéreo remotamente pilotado.



Fonte: Autoria própria.

Figura 31 - Exemplo de modelo digital de terreno.



Fonte: Autoria própria.

2.3 USO DE SENSORES LiDAR EMBARCADOS

A avaliação de danos em superfícies viárias baseada exclusivamente em imagens apresenta limitações importantes, sobretudo em função de variações de iluminação, sombras, oclusões e diferenças de textura que podem comprometer a identificação automática das feições. Em estradas não pavimentadas, essas dificuldades são ampliadas pela presença de ondulações, deformações localizadas, trilhas de roda e irregularidades superficiais que nem sempre se enquadram em categorias simples, como rachaduras ou buracos. Nesse contexto, o uso de LiDAR apresenta vantagens relevantes, uma vez que permite registrar diretamente a geometria tridimensional da superfície, com menor dependência das condições de iluminação ambiente (GREENE *et al.*, 2026).

Sistemas de varredura a laser, móveis ou terrestres, baseados em LiDAR (*Light Detection and Ranging*), possibilitam a geração de nuvens de pontos densas, a partir das quais podem ser extraídas medidas associadas à profundidade de sulcos, ao volume de buracos, às deformações superficiais e a variações sutis no relevo da via. Anomalias que podem passar despercebidas em imagens ópticas RGB tendem a se manifestar, nos dados LiDAR, como desvios altimétricos ou alterações locais na geometria da superfície (ZHONG *et al.*, 2020).

Quando dados de imagem também estão disponíveis, a fusão entre LiDAR e imagens pode ampliar a capacidade interpretativa do sistema. Nesse caso, o LiDAR fornece escala, estrutura geométrica e informação tridimensional, enquanto as imagens acrescentam atributos de textura e aparência, úteis especialmente em cenas com baixo contraste, sombreamento ou maior complexidade visual. Apesar dos avanços obtidos por redes neurais convolucionais em bases de imagens RGB, a sensibilidade desses métodos às condições de iluminação, oclusão, sazonalidade e tipo de superfície ainda justifica o desenvolvimento de abordagens centradas em LiDAR ou em estratégias de fusão que incorporem explicitamente a geometria da via (WU *et al.*, 2019; DEL RÍO-BARRAL *et al*., 2022).

Apesar dessas vantagens, o conjunto de referências disponíveis para a análise da deterioração de pavimentos com uso de LiDAR ainda é restrito e pouco consolidado. Diferentemente dos estudos baseados em imagens, que contam com diversos bancos de dados públicos de grande escala, as pesquisas que utilizam LiDAR dependem de poucos conjuntos de dados abertos, bases parcialmente acessíveis, materiais voltados principalmente à reconstrução tridimensional e bases privadas ou desenvolvidas para projetos específicos, muitas vezes sem disponibilização em formato que permita sua reprodução. Essa limitação dificulta a comparação

direta entre metodologias, reduz a diversidade das tarefas avaliadas e fragiliza conclusões relacionadas à classificação da severidade dos danos (GREENE *et al.*, 2026).

Além das limitações associadas à disponibilidade de dados, a aplicação de LiDAR embarcado em veículos terrestres em ambientes de mineração apresenta desafios operacionais relevantes. Estradas não pavimentadas e mal conservadas tendem a produzir maior vibração na plataforma de aquisição, especialmente quando o sensor é instalado em caminhões ou veículos que se deslocam sobre superfícies deformadas. Essa instabilidade pode comprometer a regularidade da varredura, introduzir ruídos na nuvem de pontos e reduzir a qualidade geométrica dos dados coletados. Em ambientes fora de estrada ou de mineração a céu aberto, tais dificuldades são intensificadas pela irregularidade do terreno, pela presença de obstáculos, poeira, deformações superficiais e condições dinâmicas de operação (AHAT *et al.*, 2023; LI *et al*., 2014).

2.4 INTERNATIONAL ROUGHNESS INDEX

O *International Roughness Index* (IRI) é um índice padronizado internacionalmente para quantificação da rugosidade de pavimentos, baseado na simulação computacional da resposta dinâmica de um modelo matemático do tipo “quarto de veículo” (*quarter-car model*) ao perfil longitudinal de uma via. Trata-se, portanto, de um sistema virtual de medição fundamentado na resposta do veículo às irregularidades da superfície, e não em uma medida geométrica direta do pavimento (Sayers; Gillespie; Paterson, 1986). Na prática operacional, o IRI é amplamente utilizado na avaliação funcional de estradas públicas, sendo calculado a partir de perfis longitudinais obtidos por sensores a laser e processados por softwares específicos que simulam a resposta de um veículo padrão, conhecido como *golden car* (Sayers; Karamihas, 1998).

O cálculo do IRI é realizado por meio da simulação do deslocamento vertical acumulado do sistema de suspensão de um veículo trafegando a uma velocidade de referência de 80 km/h. O índice corresponde à inclinação média retificada (*reference average rectified slope*), que expressa a razão entre o movimento vertical acumulado da suspensão e a distância percorrida durante o ensaio. Dessa forma, o IRI sintetiza numericamente as características de irregularidade do pavimento que afetam a resposta dinâmica dos veículos. Embora seja frequentemente descrito como um índice adimensional, o IRI é usualmente expresso em unidades de milímetros por metro (mm/m) ou metros por quilômetro (m/km), representando uma medida normalizada da severidade das irregularidades ao longo do perfil longitudinal da estrada.

O algoritmo para cálculo do índice foi originalmente proposto por Sayers; Gillespie; Paterson (1986) e posteriormente incorporado a normas técnicas internacionais, como a ASTM E1926-08 (ASTM, 2015) e a norma europeia prEN 13036-5. Devido à sua padronização, reprodutibilidade e ampla aceitação, o IRI tornou-se o indicador de desempenho funcional de pavimentos mais utilizado em sistemas de gestão rodoviária e em aplicações de engenharia de transportes (Múcka, 2017). Entretanto, diversos autores apontam limitações importantes do índice, especialmente quando aplicado a superfícies não pavimentadas ou altamente irregulares. Estudos demonstram que o IRI é fortemente dependente das premissas do modelo do *quarter-car* e da aquisição de perfis longitudinais contínuos, o que pode restringir sua capacidade de representar adequadamente irregularidades tridimensionais e defeitos localizados (Kropáč; Múčka, 2005; Múčka, 2013; Bridgelall, 2014).

Essas limitações tornam-se particularmente relevantes no contexto de estradas de mineração, onde as condições superficiais apresentam características significativamente distintas daquelas encontradas em pavimentos convencionais. Em vias não pavimentadas, marcadas por deformações pontuais, presença de material solto e variações geométricas acentuadas, a representação da rugosidade exclusivamente por meio do IRI pode não refletir de forma adequada o real impacto das condições da estrada sobre o desempenho dos caminhões fora de estrada.

2.5 RUGOSIDADE DE SUPERFÍCIES

A avaliação da rugosidade da superfície requer a aplicação de diversos algoritmos matemáticos, o que pode resultar em diferentes resultados a partir dos mesmos dados de entrada. A maioria dos trabalhos que calcula a rugosidade utiliza métodos de avaliação bidimensionais (Barrios-Muriel *et al.*, 2019). No entanto, a análise bidimensional tem sido criticada, e novas soluções são propostas para descrever a rugosidade da superfície. Isso ocorre porque um único perfil não é adequado para caracterizar completamente uma superfície tridimensional. O foco na macrotextura da superfície é limitado, uma vez que a superfície é classificada qualitativamente, e a rugosidade média (Ra) não é sensível o suficiente, uma vez que não fornece informações sobre a variabilidade local, já que diferentes perfis podem ter a mesma Ra (Tonietto *et al.*, 2022). A Equação 15 mostra o cálculo de Ra a partir de uma análise bidimensional (Sancaktar; Gomatam, 2001).

$$R_a = \left(\frac{1}{L_m}\right) \int_{x=0}^{x=L_m} |z_i| \, dx \tag{15}$$

Onde, L_m representa o comprimento acumulado em 2D da superfície em estudo ao longo do eixo horizontal (x), enquanto z_i representa as variações de altura em cada ponto individual considerado.

Os parâmetros de rugosidade são quantidades numéricas baseadas em características geométricas de espaçamento, altura e profundidade entre picos e vales, geralmente obtidos por meio de perfis 2D ou superfícies 3D. Entre os parâmetros mais utilizados para quantificar a rugosidade da superfície está a rugosidade média (R_a), que é a média aritmética entre os picos e vales da superfície, e a R_q, que é a rugosidade quadrática média do Ra (Santos; Júlio, 2013). A Equação 16 apresenta o cálculo de R_q.

$$R_q = \sqrt{\frac{1}{n} * \sum_{i=1}^{n} z_i^2} \tag{16}$$

No entanto, estudos como os de Gadelwa *et al.* (2002), de Moreau *et al.* (2014) e Santos e Júlio (2023) destacam que a determinação de R_a e R_q são parâmetros ineficientes para representar a visualização e quantificação da rugosidade da superfície analisada. Isso ocorre porque diferentes perfis de rugosidade podem ser obtidos com características diferentes, mas com o mesmo valor de R_a. Tonietto *et al.* (2022) descrevem que R_a e R_q representam um perfil de média estatística da superfície e não a rugosidade real do substrato analisado. O R_a apresenta valores diferentes dependendo do local de medição. Essa diferença é mais evidente quando as superfícies analisadas são compostas por materiais heterogêneos (Tonietto *et al.*, 2019).

Para o cálculo de rugosidade em superfícies tridimensionais o ideal é a utilização de metodologias que permitam a geração de nuvens de pontos (como o sistema LiDAR - *Light Detection and Ranging* ou aerolevantamentos para processamento/modelagem de dados). A aquisição da nuvem de pontos com dados de superfície é uma etapa importante que requer atenção ao método de aquisição e leitura de dados. Deve-se ter cuidado para evitar falhas associadas à produção e aquisição de dados e para prevenir interferências de partículas ou elementos que possam causar imperfeições (Tonietto *et al.*, 2022).

2.6 ANÁLISES SEMIAUTOMATIZADAS

2.6.1 Métodos de definição de vizinhança em nuvens de pontos

A definição da vizinhança local constitui uma etapa fundamental na análise geométrica de nuvens de pontos tridimensionais, pois os descritores calculados em cada ponto dependem diretamente do conjunto de pontos considerado em seu entorno. Em termos gerais, essa

vizinhança pode ser definida por diferentes estratégias, entre as quais se destacam o número fixo de vizinhos mais próximos, o raio fixo de busca e abordagens adaptativas baseadas em densidade ou em critérios locais de escala. A literatura mostra que a seleção da vizinhança e a extração de atributos geométricos são problemas fortemente interligados, uma vez que a distintividade das feições depende da escala local adotada (Weinmann; Jutzi; Mallet, 2014).

Na estratégia de k-vizinhos mais próximos, cada ponto é analisado a partir de um número fixo de vizinhos, o que garante cardinalidade constante da amostra local, mas pode fazer com que a escala física da vizinhança varie conforme a densidade de pontos da nuvem. Já nas vizinhanças definidas por raio, considera-se um entorno métrico fixo em torno de cada ponto, preservando a escala espacial da análise, embora o número de pontos incluídos passe a variar em função da densidade local. Essas duas formas de definição de vizinhança são recorrentes na literatura de processamento de nuvens de pontos e influenciam diretamente a qualidade dos atributos geométricos extraídos (Hackel; Wegner; Schindler, 2016).

Em aplicações envolvendo descrição geométrica de superfícies, essa escolha é particularmente importante. Quando a densidade da nuvem varia em função da altura de voo, do sensor empregado ou das condições de reconstrução fotogramétrica, uma vizinhança com número fixo de pontos pode representar extensões físicas distintas da superfície. Por outro lado, a adoção de um raio fixo permite que a geometria local seja sempre descrita em uma mesma escala espacial, favorecendo a comparabilidade entre levantamentos com diferentes densidades. Por essa razão, abordagens baseadas em raio métrico são frequentemente empregadas quando se pretende preservar significado geométrico consistente ao longo da análise (Jia; Pang; Han, 2022).

Assim, embora diferentes estratégias de vizinhança possam ser empregadas em tarefas de classificação, segmentação ou reconhecimento de padrões, no presente estudo foi adotada uma vizinhança local baseada em raio métrico fixo, por ser mais compatível com o objetivo de caracterizar a rugosidade superficial em escala física constante ao longo dos diferentes levantamentos analisados. Essa escolha busca reduzir o efeito da variabilidade de densidade de pontos sobre a descrição geométrica local, mantendo a análise associada a uma escala espacial comparável entre levantamentos (Weinmann *et al*., 2015).

2.6.2 K-Vizinhos mais próximos (K-Nearest Neighbors - KNN)

O algoritmo dos k-vizinhos mais próximos (*k-Nearest Neighbour* – KNN) é um dos métodos de classificação de padrões não paramétricos mais antigos e simples, amplamente

utilizado em problemas de reconhecimento de padrões e aprendizado de máquina. A ideia fundamental do método é intuitiva: uma nova amostra é classificada com base na classe de seus vizinhos mais próximos no espaço de características. Em sua forma mais comum, considera-se um conjunto de $k$vizinhos para a tomada de decisão, razão pela qual o método é denominado k-NN (Cunningham; Delany, 2020).

O funcionamento do algoritmo pode ser dividido em duas etapas principais. Na primeira, são identificados, entre N amostras disponíveis no conjunto de treinamento, os k elementos mais próximos da amostra a ser classificada. Na segunda etapa, a classe da nova amostra é determinada com base nas classes desses vizinhos, geralmente por meio de votação majoritária simples ou, alternativamente, por esquemas de votação ponderada pela distância. De modo geral, a proximidade entre pontos é calculada utilizando a distância euclidiana, embora outras métricas possam ser empregadas dependendo da aplicação (Du *et al.*, 2016).

Uma característica importante do KNN é que ele não constrói explicitamente um modelo durante a fase de treinamento. As amostras de treinamento precisam estar disponíveis em memória no momento da classificação, razão pela qual o método também é conhecido como classificação baseada em memória (*memory-based classification*). Além disso, por realizar a decisão diretamente a partir dos exemplos armazenados, é frequentemente denominado classificação baseada em exemplos ou classificação baseada em casos (Cunningham; Delany, 2021).

Em aplicações práticas, o algoritmo k-NN pode incorporar conceitos da lógica difusa, permitindo atribuir graus de pertencimento a diferentes classes de acordo com a distância relativa dos vizinhos mais próximos. Essa abordagem possibilita que a decisão de classificação leve em consideração não apenas a frequência das classes entre os k vizinhos, mas também a proximidade de cada um deles, aumentando a flexibilidade e a robustez do método (Chen *et al.*, 2011).

De forma geral, a simplicidade conceitual, a facilidade de implementação e a boa capacidade de adaptação a diferentes tipos de dados tornam o KNN uma ferramenta amplamente empregada em tarefas de classificação e reconhecimento de padrões. Entretanto, o desempenho do algoritmo depende fortemente da escolha adequada do parâmetro k, da métrica de distância adotada e da qualidade do conjunto de dados utilizado.

No contexto desta tese, entretanto, o KNN não é empregado como algoritmo de classificação, mas como estrutura de busca para identificação da vizinhança local de cada ponto

da nuvem. A proximidade entre amostras é determinada a partir de uma métrica de distância, usualmente a distância euclidiana, permitindo localizar os pontos vizinhos necessários ao cálculo dos descritores geométricos locais. Assim, sua função principal neste trabalho consiste em viabilizar a seleção eficiente de vizinhanças para posterior aplicação da Análise de Componentes Principais (PCA).

Embora a busca de vizinhos tenha sido operacionalizada com base em estruturas do tipo vizinhos mais próximos (*nearest neighbors*), a vizinhança adotada na análise geométrica foi definida por raio fixo, e não por número fixo de pontos. Essa escolha foi motivada pela necessidade de preservar comparabilidade espacial entre levantamentos com diferentes densidades de pontos, uma vez que a rugosidade superficial analisada deve ser descrita em uma mesma escala física. Dessa forma, o uso de KNN neste estudo deve ser compreendido como um mecanismo computacional de busca local, e não como um classificador supervisionado no sentido tradicional

2.6.3 Busca de vizinhança local por raio fixo

Diferentemente da busca por um número fixo de vizinhos mais próximos, a busca de vizinhança local por raio fixo define a região de análise a partir de uma distância espacial previamente estabelecida em torno de cada ponto (GAO *et al.*, 2015 . Nesse procedimento, são selecionados todos os pontos contidos dentro de uma esfera de raio r, de modo que a quantidade de vizinhos pode variar em função da densidade local da nuvem de pontos (DICKERSON; DRYSDALE, 1990).

Essa estratégia é particularmente adequada quando se deseja preservar uma mesma escala física de análise ao longo de todo o conjunto de dados. Em nuvens de pontos com densidades distintas, a utilização de um número fixo de vizinhos pode fazer com que a vizinhança represente extensões espaciais diferentes, comprometendo a comparabilidade entre levantamentos. Já a adoção de um raio fixo assegura que os descritores geométricos sejam calculados dentro de uma região de dimensão espacial constante, ainda que o número de pontos utilizados varie entre diferentes nuvens ou entre porções de uma mesma superfície.

No contexto desta tese, essa característica é fundamental, uma vez que a rugosidade da superfície das estradas de mineração deve ser avaliada em uma escala geométrica compatível com as irregularidades de interesse operacional.

2.6.4 Análise de componentes principais (PCA)

A Análise de Componentes Principais (Principal Component Analysis – PCA) é uma técnica estatística amplamente utilizada para redução de dimensionalidade e análise exploratória de dados. A ideia central da PCA consiste em transformar um conjunto de dados composto por um grande número de variáveis possivelmente correlacionadas em um novo conjunto de variáveis não correlacionadas, denominadas Componentes Principais (CPs), de modo a preservar o máximo possível da variabilidade presente nos dados originais. Esse procedimento permite representar informações complexas em um espaço de menor dimensão, facilitando tanto a interpretação quanto o processamento dos dados (Jolliffe, 1986).

Do ponto de vista matemático, a PCA decompõe grandes conjuntos de dados em componentes ortogonais ordenados por variância decrescente. O primeiro componente principal captura a maior parte da variabilidade dos dados, enquanto os componentes subsequentes representam contribuições progressivamente menores. A determinação desses componentes é formulada como um problema de autovalores e autovetores aplicado à matriz de covariância ou de correlação dos dados. Dessa forma, as direções principais de variação são definidas pela própria estrutura intrínseca do conjunto analisado, e não por suposições prévias, razão pela qual a PCA é considerado uma técnica adaptativa de análise de dados (Ringnér, 2008; Manly; Navarro Alberto, 2019).

Ao projetar os dados originais em um subespaço de menor dimensão, a PCA possibilita a extração das direções mais relevantes de variação, preservando grande parte da informação essencial. Essa propriedade torna o método particularmente útil como etapa preliminar em algoritmos de aprendizado não supervisionado, permitindo reduzir ruídos, redundâncias e o custo computacional de análises subsequentes (Du *et al.*, 2016). Além disso, diversas variantes da PCA foram desenvolvidas ao longo do tempo para atender a diferentes tipos de dados e aplicações específicas, reforçando sua flexibilidade e ampla aplicabilidade.

De forma prática, a PCA pode ser interpretado como uma técnica de compressão de informação: as novas variáveis geradas maximizam a variância explicada enquanto eliminam correlações entre si. Essa característica é especialmente relevante em contextos em que se trabalha com grandes volumes de dados multivariados, nos quais a interpretação direta das variáveis originais pode ser complexa ou inviável. Assim, a PCA constitui uma ferramenta fundamental para a análise e a modelagem de dados em diversas áreas da engenharia e das ciências aplicadas (Rasheed; Tofiq, 2022).

Na construção de um banco de dados, os componentes principais são gerados em ordem decrescente de variância (Antony, 2000). O primeiro componente principal captura a parcela mais significativa da variância do conjunto de dados, seguido pelo segundo componente principal e assim sucessivamente. Esse processo resulta na retenção das informações mais relevantes nos primeiros eixos da PCA. Os Componentes Principais são combinações lineares das variáveis originais que representam as informações contidas nos dados por meio de um novo sistema de coordenadas, permitindo uma descrição mais compacta e eficiente do fenômeno analisado (Joshi; Patil, 2020).

Com a crescente disponibilidade de grandes conjuntos de dados em diversas áreas do conhecimento, torna-se fundamental dispor de ferramentas capazes de analisá-los de forma eficaz. Nesse contexto, técnicas como a PCA desempenham papel crucial, pois permitem reduzir a dimensionalidade dos dados ao mesmo tempo em que preservam suas informações essenciais de maneira clara e compreensível.

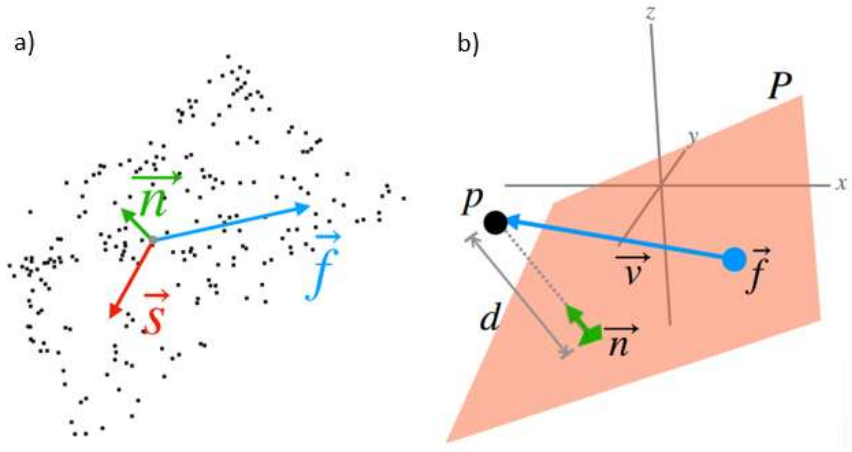
Quando o método de PCA é empregado para a análise de rugosidade de superfícies, torna-se necessário considerar as variações locais da geometria. A primeira adaptação consiste no cálculo de um plano de ajuste local para cada região da superfície analisada. Dessa forma, os parâmetros de rugosidade associados a uma determinada localização são calculados com base no plano local, e não em relação a um plano global. Esse procedimento permite que a análise reflita de maneira mais fiel as características geométricas reais da superfície (Tonietto *et al.*, 2022).

Tonietto *et al.* (2022) descrevem que o plano de ajuste é determinado considerando o eixo Z como referência de altura, sendo a rugosidade calculada pela diferença absoluta entre a coordenada z de cada ponto e o valor de z correspondente ao plano ajustado na mesma coordenada xy. Nesse procedimento, as distâncias do plano são calculadas sempre de forma ortogonal ao plano XY. Quando os dados são adquiridos de uma superfície plana e nivelada, o ângulo de orientação do plano é próximo de zero e essa abordagem é adequada. Contudo, em superfícies com inclinações ou variações locais significativas, torna-se necessário calcular a distância ponto–plano independentemente da orientação do plano ajustado.

Para a determinação de múltiplos planos locais, adota-se o método proposto por Gomes *et al.* (2016), no qual uma nuvem de pontos é analisada por meio da decomposição em três autovetores e seus respectivos autovalores, que descrevem a geometria local da superfície. O primeiro autovetor representa a direção de maior dispersão dos dados; o segundo é ortogonal

ao primeiro e corresponde à segunda maior dispersão; e o terceiro é perpendicular aos dois anteriores, representando a menor dispersão dos dados. Esse terceiro autovetor define o vetor normal do plano ajustado. Dessa forma, um plano local ajustado P para um conjunto de pontos NP é caracterizado por esse sistema de três vetores ortogonais, que descrevem as principais direções de variação espacial dos pontos analisados, conforme ilustrado na Figura 32.

Figura 32 - Componentes PCA calculados para um conjunto de pontos (a) e em (b) cálculo da distância ponto-plano.



Fonte: Tonietto *et al.* (2022).

Esse procedimento permite a extração das principais irregularidades da superfície a partir dos autovalores associados aos três primeiros componentes principais de uma vizinhança da nuvem de pontos. Tal abordagem aprimora a precisão da análise e simplifica a interpretação dos resultados obtidos, tornando o método especialmente adequado para a caracterização geométrica de superfícies complexas (Joshi; Patil, 2020; Mcfarland; Mahadevan, 2008).

Considerando uma vizinhança local composta por n pontos tridimensionais $X_i = (x_i, y_i, z_i)$. Inicialmente, calcula-se o centroide local $(\bar{x})$ de acordo com a Equação 17:

$$\bar{x} = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} x_i \tag{17}$$

Em seguida, os pontos são centralizados em relação ao centroide, e calcula-se a matriz de covariância local: Equação 18 (Alexiou et al., 2024):

$$C = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(x_i - \bar{x})(x_i - \bar{x})^T \tag{18}$$

A decomposição espectral dessa matriz fornece autovalores $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \lambda_3$e autovetores associados, que definem as direções principais de dispersão da vizinhança. O primeiro autovetor indica a direção de maior variabilidade local; o segundo, a direção ortogonal de variabilidade intermediária; e o terceiro, associado ao menor autovalor, representa a direção normal ao plano local ajustado (Jolliffe; Cadima, 2016).

No contexto geral, a PCA é frequentemente empregado para redução de dimensionalidade, pois permite projetar os dados originais em um novo sistema de coordenadas ortogonais no qual a maior parte da variabilidade se concentra nos primeiros componentes principais. Em uma nuvem de pontos, essa propriedade implica que a maior parte da variância local é descrita pelos dois primeiros componentes, enquanto o terceiro componente, de menor variância, expressa a dispersão residual fora do plano ajustado. Assim, a redução efetiva de dimensionalidade de 3D para um subespaço aproximadamente bidimensional decorre da própria geometria local da superfície (Weinmann *et al*., 2015).

Na análise de superfícies de estradas, essa interpretação é particularmente relevante, pois regiões localmente planas tendem a apresentar $\lambda_3$reduzido em relação a λ_1e λ_2, ao passo que regiões mais rugosas ou geometricamente irregulares apresentam aumento relativo da dispersão fora do plano local. Dessa forma, a razão entre autovalores constitui uma base objetiva para a construção de descritores geométricos de rugosidade.

Alternativas como janelas regulares, triangulações locais, superfícies ajustadas por mínimos quadrados ou descritores baseados em curvatura também podem ser empregadas na caracterização geométrica de nuvens de pontos. Entretanto, abordagens baseadas em PCA local apresentam a vantagem de fornecer, em uma única decomposição, informações simultâneas sobre orientação, planaridade e dispersão tridimensional da vizinhança, o que as torna particularmente adequadas para a análise semiautomatizada de superfícies não pavimentadas com variabilidade geométrica multiescalar.

3. METODOLOGIA

A metodologia desenvolvida neste estudo foi estruturada com o objetivo de estabelecer uma relação quantitativa entre a rugosidade geométrica de estradas de mineração não pavimentadas e a resistência ao rolamento (RR), utilizando dados obtidos por aerolevantamento com Aeronaves Remotamente Pilotadas (ARPs), técnicas de processamento fotogramétrico e análise automatizada por meio da Análise de Componentes Principais (PCA). A metodologia segue uma sequência de 5 etapas conforme descrito a seguir.

3.1 ETAPA 1 – INSPEÇÃO DE CAMPO E COLETA DE DADOS DE LEVANTAMENTO AÉREO

A primeira etapa consistiu na realização de levantamentos de campo em diferentes locais e sob distintas condições de estradas de mineração selecionadas para o estudo. Durante essa fase, foram executadas inspeções visuais sistemáticas pelo método convencional de campo, com o objetivo de classificar a condição funcional das vias segundo a metodologia proposta por Thompson, Peroni e Visser (2019). Essa inspeção permitiu a atribuição de valores de referência de resistência ao rolamento (RR) com base em critérios técnicos consolidados e reconhecidos na literatura especializada.

As análises visuais foram conduzidas com o propósito de determinar os valores associados aos cinco defeitos principais: buracos, corrugações, afundamento de pneus (trilhas de roda), perda de material e presença de pedras fixas. Conforme a metodologia de Thompson, Peroni e Visser (2019), cada via foi pontuada em uma escala de 1 a 5 quanto à severidade dos defeitos e, também, em uma escala de 1 a 5 quanto à extensão desses defeitos ao longo dos trechos analisados. A Figura 33, a seguir, apresenta a tabela de inspeção visual utilizada em campo com o respectivo valor de RR.

Figura 33 - Ficha de inspeção visual utilizada para avaliação funcional da estrada para estimativa da resistência ao rolamento (RR), com base na pontuação do grau e da extensão dos principais defeitos superficiais.

AVALIAÇÃO FUNCIONAL E DE RESISTÊNCIA AO ROLAMENTO DE ESTRADAS DE TRANSPORTE DE MINERAÇÃO						
DATA	22/05/2025		AVALIADOR		Gleicon	
ESTRADA	VL		VELOCIDADE DO VEÍCULO (km/h) V		40	
FREQUÊNCIA DE USO			VOLUME DE TRÁFEGO (kt/dia)			
DEFEITO	FUNCIONALIDADE			RUGOSIDADE (Resistêncoa ao rolamento)		
	DEFEITO (1-5)	EXTENSÃO (1-5)	PONTUAÇÃO DO DEFEITO (1-25)	DEFEITO (1-5)	EXTENSÃO (1-5)	PONTUAÇÃO DO DEFEITO (1-25)
Buracos / Borrachudos	2	5	10	2	5	10
Corrugações	3	5	15	3	5	15
Trilho de pneus / afundamento de pneus	3	5	15	3	5	15
Perda de material	2	2	4	2	2	4
Pedra fixa (>40mm)	2	2	4	2	2	4

Fonte: Autoria própria.

Paralelamente às inspeções de campo, foram realizados aerolevantamentos com ARPs para a aquisição de imagens aéreas de alta resolução destinadas à geração das nuvens densas de pontos utilizadas nas análises subsequentes. Durante a execução dos levantamentos aerofotogramétricos, não foram empregados pontos de controle em solo (*Ground Control Points* – GCPs) de forma sistemática. Essa decisão está associada ao objetivo específico do estudo, voltado à análise da geometria local da superfície das estradas de mineração, e não à obtenção de precisão posicional absoluta em termos de georreferenciamento.

O índice proposto (QQI) é calculado a partir de relações geométricas locais da nuvem de pontos, obtidas por meio de análise de vizinhança e decomposição por componentes principais (PCA). Dessa forma, sua determinação depende fundamentalmente da estrutura relativa dos pontos em escala local, sendo pouco sensível a deslocamentos globais da nuvem no espaço. Assim, eventuais imprecisões no posicionamento absoluto decorrentes da ausência de GCPs tendem a não comprometer de a análise da rugosidade superficial nem a estimativa da resistência ao rolamento, considerando que o índice proposto se baseia em relações geométricas locais da nuvem de pontos. Ressalta-se, entretanto, que a utilização de GCPs pode contribuir para o aumento da acurácia posicional global dos modelos e é recomendada em aplicações que demandem integração com bases cartográficas ou análises de natureza absoluta.

Ao todo, foram executadas 127 análises, correspondentes a levantamentos aerofotogramétricos processados, distribuídas em locais distintos e nomeados por siglas (ED, AD, PIÚMA, ITA, ITAOCA, VL, VL2, COP, COP2, GLÓRIA, CAX, CAX2, LOI). Neste estudo, define-se “análise” como o processamento completo de um levantamento

quanto às 5 etapas indicadas, compreendendo as etapas de aquisição das imagens, geração da nuvem densa de pontos, segmentação da via e cálculo do Índice Quantitativo de Qualidade (QQI), associado a uma determinada configuração de aquisição (plataforma/sensor, altura de voo e GSD).

Por questões de confidencialidade, os nomes dos empreendimentos e das áreas específicas não são explicitamente identificados neste trabalho, sendo os locais referenciados de forma genérica e codificada para os testes de validação experimentais. Essa medida não compromete a validade científica e a reprodutibilidade da metodologia proposta, já que os levantamentos poderiam ser realizados em qualquer local além dos locais estudados, validando o caráter genérico do método desenvolvido onde seja necessário aplicar a técnica.

Em função do delineamento experimental adotado, o mesmo trecho de estrada, em cada campanha de aquisição de imagens (segmentos com aproximadamente 50 m de extensão) foi levantado por diversas vezes, utilizando-se as diferentes alturas de voo adotadas, com o objetivo de quantificar a influência do GSD na resposta do índice proposto. Consequentemente, o número total de análises (n = 127) é superior ao número de trechos espaciais únicos avaliados, uma vez que inclui repetições planejadas do mesmo trecho sob diferentes resoluções espaciais. As imagens correspondentes às áreas estudadas e às respectivas nuvens de pontos geradas encontram-se apresentadas no Apêndice B.

Com o objetivo de construir um banco de dados representativo e abrangente, foram empregadas diferentes plataformas e sensores, incluindo os modelos Phantom 4 (PHT), Phantom 4 Pro (PHTPRO), Matrice 210 equipado com o sensor Zenmuse X5S (M210), Mavic 2 Pro (M2P), Mini 4 Pro (M4M), Mavic Air 2 (MA2) e Mavic 3 Enterprise (M3E). A Tabela 5 apresenta as plataformas utilizadas, seus respectivos sensores e os valores de GSD estimados a partir da Equação 14 para diferentes alturas de voo.

Tabela 5 - Valores estimados de Ground Sample Distance (GSD), em cm/pixel, para diferentes plataformas e sensores empregados no estudo.

Modelo do Drone	**Sensor**	**GSD por altura de voo (cm/pixel)**			
		30m	**60m**	**90m**	**120m**
Mavic 3 Enterprise	4/3" CMOS, 20 MP	0,81	1,61	2,42	3,23
Phantom 4 Pro / V2.0	1" CMOS, 20 MP	0,82	1,65	2,47	3,30
Mavic 2 Pro	1" CMOS, 20 MP	0,72	1,41	2,12	2,82
Matrice 210	Zenmuse X5S, Micro 4/3, 20 MP	0,66	1,32	1,98	2,64
Phantom 4 (Standard)	1/2.3" CMOS, 12 MP	1,31	2,62	3,93	5,24
Mavic Air 2	1/2" CMOS, 12 MP / 48 MP	1,08	2,16	3,24	4,32
Mavic 4 Mini Pro	1/1.3" CMOS, 12 MP / 48 MP	1,11	2,22	3,33	4,44

Fonte: Autoria própria.

A Figura 34 ilustra alguns dos equipamentos empregados no estudo. Em termos operacionais, destacam-se o Mini 4 Pro e o Mavic 3 Enterprise, com autonomias nominais de voo de aproximadamente 34 e 45 minutos, respectivamente, enquanto os demais equipamentos utilizados apresentam autonomias menores, em geral situadas em faixas próximas de 20 a 34 minutos, a depender do modelo e das condições de operação. Essa diversidade de equipamentos possibilitou a obtenção de dados com distintas características de resolução espacial e qualidade geométrica, refletindo diferentes cenários operacionais comumente encontrados na prática profissional.

Figura 34 - Exemplos de plataformas de aerolevantamento utilizadas no estudo.



Fonte: Autoria própria.

Em cada uma das áreas analisadas, os voos foram planejados e executados dentre as alturas de 30, 60, 90 e 120 metros, com o objetivo de gerar diferentes valores de GSD. Essa estratégia permitiu avaliar de forma sistemática a influência da resolução espacial na densidade das nuvens de pontos e na determinação do Índice Quantitativo de Qualidade (QQI), possibilitando que cada trecho fosse representado por múltiplas configurações de aquisição e comparado em diferentes níveis de detalhamento geométrico.

Para fins de organização e entendimento dos parâmetros de entrada, todos os levantamentos foram catalogados considerando o local, o modelo de ARP utilizado, a altura de voo e o GSD resultante. A Tabela *6* apresenta um resumo dos levantamentos que compõem o banco de dados experimental, assegurando a representatividade dos cenários analisados e viabilizando comparações entre diferentes resoluções espaciais.

Tabela 6 - Síntese dos levantamentos aerolevantamentos, indicando locais analisados, modelos de ARPs utilizados, alturas de voo, faixas de GSD obtidas e classes de RR associadas.

Local / Área	**Qtd de Trechos**	**Drones Utilizados**	**Alturas de Voo (m)**	**Faixa de GSD (cm/pixel)**	**Classes de RR**
AD	2	PHT, MA2	30, 60, 90, 120	1,32 – 4,32	3
ED	2	M4M	30, 60, 90, 120	1,11 – 4,44	3
PIÚMA	3	M4M	30, 60, 90, 120	1,11 – 4,44	2 e 4
ITA	2	M3E	30, 60, 90, 120	1,07 – 2,82	3
ITAOCA	3	PHT	30	1,28	3
VL	3	M2P, M210	60, 90, 120	1,31 – 2,62	2 e 3
VL2	3	M2P, PHT	30, 60,90, 120	0,72 – 5,13	2 a 4
COP	4	M2P, M210	60, 90, 120	1,31 – 2,62	2 e 3
COP2	2	M2P, PHT	30, 60, 90, 120	0,72 – 5,13	2 e 3
GLÓRIA	6	PHTPRO	60, 90, 120	1,31 – 3,29	2 a 5
CAX	4	PHT, MA2	30, 60, 90, 120	1,28 – 4,28	4 e 5
CAX2	4	PHT, MA2	30, 60, 90, 120	1,28 – 4,28	4 e 5
LOI	3	M3E	30, 60, 90, 120	1,07 – 2,82	3 e 4

Fonte: Autoria própria.

Essa estratégia foi adotada com o objetivo de contemplar uma ampla gama de condições geométricas, funcionais e operacionais, incluindo vias com diferentes níveis de conservação, materiais de revestimento, inclinações e padrões de tráfego. A diversidade espacial dos locais analisados permitiu a construção de um banco de dados representativo de condições reais encontradas tipicamente em operações de mineração a céu aberto, garantindo maior robustez e abrangência às análises desenvolvidas.

A combinação de múltiplos locais de estudo, diferentes modelos de ARPs e quatro alturas de voo distintas foi fundamental para a construção de uma base de dados robusta e suficientemente heterogênea, capaz de contemplar variados cenários de aquisição bem

como diferentes valores de RR para fornecer subsídios consistentes para a calibração e validação da metodologia proposta nesta tese.

3.2 ETAPA 2 – PROCESSAMENTO FOTOGRAMÉTRICO E SEGMENTAÇÃO DA VIA

Na segunda etapa, as imagens coletadas em campo foram processadas no software Agisoft Metashape 2.0, seguindo um fluxo de trabalho de processamento fotogramétrico padrão composto pelas seguintes fases principais: alinhamento das imagens, geração da nuvem densa de pontos, reconstrução tridimensional da superfície e exportação dos dados para posterior análise.

Durante todo o processo de modelagem fotogramétrica, todos os parâmetros de processamento do software foram mantidos no nível “médio” (*medium*). Essa padronização metodológica foi adotada deliberadamente com o objetivo de garantir a comparabilidade entre os diferentes levantamentos realizados com alturas de voo e GSDs distintos.

Essa decisão é particularmente relevante porque os parâmetros de qualidade do processamento fotogramétrico influenciam diretamente a densidade e a resolução da nuvem de pontos gerada. Configurações mais elevadas de qualidade tendem a produzir nuvens mais densas, com maior número de pontos por unidade de área e por sua vez maior tempo de processamento, enquanto configurações de qualidade mais baixas resultam em nuvens menos detalhadas e processamento mais rápido. Como consequência, a mesma superfície pode ser representada por quantidades significativamente diferentes de pontos, dependendo das escolhas adotadas durante o processamento.

Considerando que o método proposto para cálculo do Índice Quantitativo de Qualidade (QQI), presente na Etapa 3, é sensível à distribuição espacial dos pontos e à densidade local de pontos da nuvem, a utilização de parâmetros constantes em todos os processamentos foi necessária, evitando que variações de qualidade produzidas por mudanças em parâmetros de processamento influenciassem os resultados. Dessa forma, quaisquer diferenças observadas entre os conjuntos de dados puderam ser atribuídas prioritariamente às variações reais de GSD e às características geométricas da superfície, e não a diferenças decorrentes do processamento.

Após a geração da nuvem densa de pontos, o modelo tridimensional foi recortado e segmentado ao longo do eixo da estrada em trechos com aproximadamente 50 metros de extensão. Cada segmento foi exportado individualmente em formato de arquivo texto (.txt), contendo as coordenadas tridimensionais (X, Y, Z) dos pontos correspondentes à superfície da via. Essa segmentação possibilitou a análise local da rugosidade e permitiu a associação direta entre os resultados geométricos obtidos e as informações operacionais coletadas em campo, constituindo a base para as etapas seguintes da metodologia.

3.3 ETAPA 3 – CÁLCULO DO ÍNDICE QUANTITATIVO DE QUALIDADE (QQI) POR PCA

Na terceira etapa, os segmentos de nuvem de pontos exportados na Etapa 2 (arquivos .txt contendo as coordenadas X, Y e Z) foram processados por um algoritmo desenvolvido em Python para o cálculo do Índice Quantitativo de Qualidade (QQI – inglês, *Quantified Quality Index*). O método baseia-se em uma análise geométrica local aplicada ponto a ponto, empregando a Análise de Componentes Principais (PCA) em vizinhanças definidas por busca de proximidade.

Para cada ponto da nuvem, foi selecionado um conjunto de pontos vizinhos dentro de um raio de busca (posteriormente definido por análise de sensibilidade como sendo de raio de 50 centímetros), formando uma janela local de análise. Em seguida, os pontos dessa vizinhança foram centralizados pela média (*mean-centering*), subtraindo-se os valores médios de X, Y e Z de cada ponto, com o objetivo de remover viés posicional e garantir que a decomposição reflita apenas a dispersão geométrica local. A partir desses pontos centralizados, foi calculada a matriz de covariância e realizada a decomposição em autovalores e autovetores.

Considerando a elevada densidade das nuvens de pontos e o caráter local da PCA aplicada neste estudo, foi conduzida uma análise de sensibilidade com o objetivo de avaliar a influência do raio de vizinhança na estabilidade numérica da decomposição, na representatividade geométrica das irregularidades superficiais e no desempenho do modelo preditivo QQI → RR. Para esse fim, foram testados raios de 0,25 m, 0,50 m, 1,00 m e 1,50 m, mantendo-se constantes todos os demais parâmetros do processamento.

Quando a PCA é aplicada a um conjunto local de pontos tridimensionais representando uma superfície aproximadamente planar, a dispersão espacial dos dados

tende a ser predominantemente bidimensional. Nessa situação, a matriz de covariância resultante da PCA produz três autovalores e seus respectivos autovetores, que constituem os três componentes principais: PC1, PC2 e PC3. Os dois maiores autovalores, λ_1e λ_2, estão associados aos autovetores que definem as direções de maior variabilidade dos pontos e formam o plano tangente local da superfície, correspondente ao plano definido por PC1–PC2. O terceiro autovalor, λ_3, significativamente menor que os dois primeiros, está associado ao autovetor ortogonal a esse plano e representa a variabilidade na direção normal à superfície, ou seja, a componente PC3.

Dessa forma, os autovalores expressam a magnitude da dispersão dos dados ao longo de cada direção principal, enquanto os autovetores definem a orientação geométrica dessas direções no espaço tridimensional. Assim, desvios em relação a essa estrutura típica, com λ_1e λ_2 dominantes e λ_3 reduzido, indicam perda de planaridade local e, consequentemente, aumento da irregularidade superficial.

A relação geométrica entre os vetores associados aos componentes principais e o sistema de referência global é ilustrada na Figura 35, na qual o vetor normal ao plano local definido por PC1–PC2 é comparado com a normal do plano horizontal XY. O ângulo α representa a inclinação local da superfície e é utilizado como fator de correção geométrica no cálculo do índice QQI, permitindo distinguir a inclinação da estrada das variações efetivamente associadas à rugosidade.

Figura 35 - Ângulo entre as duas componentes principais e o plano XY.



Fonte: Autoria própria.

Com base nessa decomposição, foi aplicado um ajuste de plano local em cada vizinhança, definido pelas direções associadas aos dois primeiros componentes principais (PC_1 e PC_2). Esse procedimento é fundamental para estradas de mineração, pois garante que as irregularidades sejam avaliadas em relação à geometria local da superfície, e não em relação a um plano horizontal global, o que evita efeitos decorrentes de inclinações longitudinais e transversais das vias analisadas.

A partir dos autovalores obtidos, o Índice Quantitativo de Qualidade (QQI) foi definido conforme a Equação (17). Ressalta-se que o QQI foi concebido como um índice numérico adimensional de caráter comparativo, sem a pretensão de representar diretamente uma grandeza física com unidade de medida própria. Seu propósito é sintetizar, em uma única métrica, a resposta geométrica local da superfície, permitindo sua correlação com o GSD e com a resistência ao rolamento (RR). Nesse contexto, incorporou-se um fator multiplicador de 10^5 apenas para adequar a ordem de grandeza dos valores obtidos, facilitando sua manipulação, interpretação numérica e representação gráfica, sem alterar o significado relativo do índice.

$$QQI = \frac{\left(\frac{\lambda_3}{\lambda_1 \cdot \lambda_2}\right) \cdot \theta}{N_r} \; x \; 10^5 \tag{17}$$

onde λ_i representa o autovalor associado ao i-ésimo componente principal, θ é o ângulo de inclinação local da superfície e N_r corresponde ao número médio de pontos vizinhos encontrados na janela de busca local e utilizados para caracterizar cada vizinhança.

O termo θ foi introduzido como coeficiente de ajuste geométrico, definido como o ângulo entre o vetor normal do plano local ajustado por PC_1–PC_2 e o eixo vertical. Sua função é compensar o efeito da inclinação macroscópica da via, permitindo que a irregularidade seja avaliada em relação ao plano local da superfície. Com isso, evita-se que rampas regulares, porém inclinadas, sejam interpretadas como superfícies de elevada rugosidade.

A normalização por N_r foi aplicada para reduzir a sensibilidade do índice a variações locais de densidade da nuvem de pontos, decorrentes de diferenças de GSD, sobreposição de imagens ou qualidade de reconstrução fotogramétrica. Ressalta-se que o procedimento de vizinhança foi utilizado exclusivamente como método geométrico de busca, não sendo empregado como algoritmo de aprendizado de máquina.

Conforme descrito anteriormente, como avaliação das janelas de busca, do ponto de vista geométrico, verificou-se que o termo $\lambda_3/(\lambda_1\lambda_2)$, núcleo da formulação do QQI, apresentou padrões espaciais consistentes a partir do raio de 0,50 m, indicando convergência do estimador nessa escala. Para o raio de 0,25 m, observou-se aumento significativo da ocorrência de vizinhanças com baixa cardinalidade, resultando em maior frequência de soluções degeneradas da PCA local e elevada variabilidade numérica do

índice. Em contraste, os raios de 1,00 m e 1,50 m passaram a incorporar efeitos de macro geometria da via, promovendo suavização da superfície e reduzindo a sensibilidade do índice às irregularidades na escala funcional da interação pneu–pista.

A análise da magnitude média do QQI evidenciou um efeito de escala associado ao aumento do raio. Em relação ao raio de 0,50 m, o raio de 0,25 m produziu aumento de aproximadamente 1710% na magnitude do índice, refletindo instabilidade geométrica em vizinhanças excessivamente restritas. Por outro lado, os raios de 1,00 m e 1,50 m resultaram em reduções de cerca de 95% e 99%, respectivamente, caracterizando suavização progressiva da rugosidade local. Essas variações de magnitude, entretanto, não implicaram alteração relevante nos padrões espaciais do QQI a partir de 0,50 m.

No que se refere ao desempenho do modelo preditivo QQI → RR, observou-se equivalência entre os resultados obtidos com os raios de 0,50 m e 1,00 m, não havendo melhoria de desempenho preditivo com o aumento do raio. Esse resultado indica que a informação geométrica adicional incorporada por raios superiores não contribui para aperfeiçoar a estimativa da resistência ao rolamento.

Adicionalmente, a avaliação do desempenho computacional demonstrou que o aumento do raio tende a elevar o custo de processamento, em razão do crescimento do número médio de vizinhos por ponto e, consequentemente, do número de operações matriciais associadas à PCA local. Entretanto, essa elevação não se mostrou uniforme nem expressiva para todas as configurações testadas.

Considerando o conjunto completo de 127 arquivos, os tempos médios de processamento por arquivo foram de aproximadamente 17,6 s, 19,5 s, 19,4 s e 24,8 s para os raios de 0,25 m, 0,50 m, 1,00 m e 1,50 m, respectivamente. Esses resultados indicam que a diferença prática entre 0,50 m e 1,00 m é pouco relevante, enquanto o raio de 1,50 m já passa a representar aumento mais perceptível no custo computacional. Observou-se, ainda, que nuvens excepcionalmente densas podem elevar o tempo absoluto para alguns minutos por trecho, especialmente em levantamentos com maior detalhamento espacial. Assim, a adoção do raio de 0,50 m foi mantida não apenas pela estabilidade geométrica e pela coerência física com a escala funcional pneu–pista, mas também por representar a menor vizinhança capaz de preservar desempenho preditivo equivalente ao de raios maiores, sem acréscimo computacional que se justifique do ponto de vista operacional.

Com base nesses três critérios, (i) estabilidade numérica da PCA local, (ii) representatividade física da rugosidade na escala funcional pneu–pista e (iii) desempenho do modelo preditivo QQI → RR aliado à eficiência computacional, adotou-se o raio de 0,50 m para as análises desta tese. Esse valor representa uma solução de compromisso que assegura convergência geométrica do estimador, preserva a sensibilidade às irregularidades superficiais relevantes para a resistência ao rolamento e mantém desempenho preditivo equivalente ao obtido com raios maiores, sem aumento computacional operacionalmente relevante.

Embora os segmentos analisados apresentem dimensões planimétricas semelhantes, em geral na ordem de 50 m de extensão por 15 m de largura de pista, não foi adotado no banco de dados um conceito de trecho típico em termos de número de pontos. Isso ocorre porque a densidade das nuvens varia de forma significativa em função da plataforma utilizada, do sensor embarcado, da altura de voo e da qualidade da reconstrução fotogramétrica. Desse modo, o tempo de processamento não depende apenas das dimensões do segmento analisado, mas principalmente da quantidade de pontos efetivamente presente em cada nuvem. Na prática, a maior parte dos trechos foi processada em escala de segundos, enquanto nuvens excepcionalmente densas, sobretudo em levantamentos com maior detalhamento espacial, puderam demandar alguns minutos por trecho.

3.4 ETAPA 4 – INTEGRAÇÃO E CALIBRAÇÃO ENTRE QQI, RR E GSD

Na quarta etapa da metodologia, os valores de rugosidade calculados por meio do QQI foram integrados aos resultados das inspeções visuais de campo e aos parâmetros dos aerolevantamentos, com o objetivo de avaliar quantitativamente a relação entre o índice proposto e a RR estimada segundo o método de Thompson; Peroni; Visser (2019). Para cada segmento de aproximadamente 50 metros definido na Etapa 2, foram associados três conjuntos de informações fundamentais: o valor médio do QQI calculado para o trecho, obtido a partir da aplicação do algoritmo desenvolvido na Etapa 3; o valor de RR correspondente ao mesmo trecho, determinado por meio de inspeção visual aplicada em campo; e o valor de GSD correspondente ao aerolevantamento utilizado na geração da nuvem densa de pontos.

A partir da integração dos dados obtidos nas etapas anteriores, foram estabelecidas análises de correlação entre os valores de QQI calculados e as classes de resistência ao

rolamento determinadas em campo, considerando separadamente os intervalos de RR iguais a 2% a 3% | 3% a 4% | 4% a 5%. Para cada uma dessas classes, foram ajustados modelos de regressão relacionando o QQI médio dos trechos com os respectivos valores de RR, incorporando simultaneamente o GSD como parâmetro de controle.

Essa abordagem permitiu avaliar, de forma estruturada, o comportamento do índice proposto sob diferentes resoluções de aerolevantamento e condições operacionais da estrada. Considerando que o valor do QQI é influenciado pela densidade e pela resolução espacial da nuvem de pontos, o GSD foi tratado como variável fundamental no processo de calibração, de modo a possibilitar a comparação entre levantamentos realizados em diferentes alturas de voo.

Assim, a Etapa 4 consistiu essencialmente na organização e preparação de um conjunto de dados integrado que possibilitasse investigar, de maneira quantitativa e comparável, a relação funcional entre QQI, RR e GSD, servindo como base para a construção do modelo preditivo desenvolvido na etapa seguinte.

3.5 ETAPA 5 – CONSTRUÇÃO DO MODELO PREDITIVO DE RR A PARTIR DE QQI E GSD

A quinta e última etapa consistiu na consolidação dos resultados obtidos nas etapas anteriores em um modelo prático, objetivo e operacional para estimativa da resistência ao rolamento (RR) a partir de dados aerofotogramétricos. O objetivo central desta etapa foi transformar o Índice Quantitativo de Qualidade (QQI), calculado diretamente a partir da nuvem de pontos, em uma métrica operacional correlacionada ao RR tradicionalmente estimado por inspeção de campo.

Utilizando a base de dados integrada na Etapa 4, foi estruturado um banco de referência contendo, para cada levantamento realizado, o valor do GSD do aerolevantamento, o QQI calculado e a classe de RR atribuída em campo por meio de avaliação visual. Com base nesse conjunto de informações, foi desenvolvido um calibrador determinístico organizado por faixas de GSD, n o qual a estimativa da resistência ao rolamento é realizada a partir de limiares fixos de QQI.

A função desse calibrador foi condicionar a interpretação do QQI à resolução espacial do levantamento, uma vez que variações no GSD influenciam a densidade da nuvem de pontos e, consequentemente, a magnitude do índice calculado. Para cada faixa

de GSD, foram definidos limiares específicos (t23, t34 e t45), correspondentes às transições entre as classes RR2–RR3, RR3–RR4 e RR4–RR5. Dessa forma, o calibrador passou a atuar como uma função de transferência empírica entre o QQI e a resistência ao rolamento, permitindo que a conversão do índice geométrico em classe funcional fosse realizada de modo coerente com a condição de aquisição dos dados.

Os limiares foram definidos a partir da distribuição dos valores de QQI por classe de RR dentro de cada faixa de GSD. Inicialmente, foram estimados, para cada classe, valores representativos do QQI, com aplicação de critérios de robustez e regularização estatística nos grupos com baixa representatividade amostral. Em seguida, os limiares de transição entre classes consecutivas foram definidos como valores intermediários entre esses valores representativos, de forma a manter uma relação coerente entre as classes RR2, RR3, RR4 e RR5 e assegurar consistência na calibração.

Assim, o modelo proposto não trata GSD e QQI como variáveis preditoras independentes da RR. O QQI constitui a variável geométrica diretamente convertida em RR, enquanto o GSD atua como parâmetro de condicionamento da calibração, definindo o conjunto de limiares aplicável a cada levantamento. Em termos operacionais, cada levantamento é inicialmente associado à faixa de GSD correspondente, e os valores de QQI calculados ponto a ponto são convertidos em classes de RR segundo os limiares definidos para essa faixa, permitindo a aplicação consistente do modelo em levantamentos com diferentes resoluções espaciais.

A avaliação do modelo preditivo foi realizada por meio da comparação entre as classes de RR estimadas a partir do QQI e as classes de referência obtidas em campo por inspeção visual funcional, conforme o procedimento descrito por Thompson, Peroni e Visser (2019). Para a construção da referência de campo, foram considerados exclusivamente os cinco primeiros itens da ficha de inspeção visual, que correspondem aos defeitos diretamente associados à resistência ao rolamento. A partir desses itens foi calculado, para cada trecho, o *Roughness Defect Score* (RDS), posteriormente convertido em classes de RR adotando-se, de forma padronizada ao longo de todo o estudo, a velocidade de 40 km/h.

A análise concentrou-se na verificação da coerência funcional entre os padrões espaciais do QQI e os defeitos observados em campo que compõem o RDS, bem como na consistência das estimativas de RR para um mesmo trecho analisado sob diferentes

valores de GSD. Dessa forma, a validação do modelo passou a considerar explicitamente tanto o efeito da resolução espacial dos dados quanto a definição padronizada da variável de referência em campo, permitindo avaliar a capacidade do índice em reproduzir, de forma objetiva e replicável, a classificação funcional das vias em termos de classes discretas de RR.

A metodologia deixa de representar cada trecho por um único valor médio de QQI e passa a operar de forma espacialmente distribuída. Para cada ponto da nuvem, define-se uma vizinhança local por raio fixo de 0,50 m, dentro da qual é aplicada a PCA, permitindo o cálculo de um QQI local conforme a formulação apresentada na Etapa 3. O índice incorpora o fator de ajuste geométrico θ, tornando-se sensível às variações microgeométricas da superfície da via.

O QQI passa, então, a ser calculado individualmente para cada ponto e normalizado em relação a uma densidade de referência de pontos (REF_KNN) obtida a partir da base de calibração, considerando a mesma configuração de raio utilizada no cálculo do índice. Essa referência é derivada da distribuição do número de vizinhos observada nos dados calibrados e utilizada de forma compatível com a discretização por GSD adotada no calibrador. Ressalta-se que a adoção do REF_KNN não altera o critério de definição da vizinhança, que permanece baseado em raio métrico fixo de 0,50 m, sendo empregado exclusivamente como fator de normalização do índice.

Essa estratégia reduz a influência de variações de densidade associadas ao GSD, à sobreposição de imagens e à qualidade da reconstrução fotogramétrica, evitando que esses fatores introduzam viés sistemático na estimativa do índice. Além disso, a vizinhança local é submetida a uma verificação mínima de consistência para a aplicação da PCA, sendo desconsiderados os casos em que o número de pontos é insuficiente ou em que não há variabilidade geométrica local representativa.

Ao substituir a normalização direta pelo número de vizinhos de cada ponto por um valor de referência derivado da base calibrada, o modelo preserva uma escala mais estável de interpretação do QQI e favorece a comparabilidade entre levantamentos realizados sob diferentes condições de aquisição. Dessa forma, a estratégia adotada não busca incorporar variações locais de densidade como parte do sinal geométrico, mas estabilizar a resposta do índice e garantir compatibilidade operacional com o calibrador determinístico desenvolvido.

Uma vez determinado o QQI para todos os pontos válidos da nuvem, cada valor individual é convertido em uma estimativa pontual de RR por meio dos limiares correspondentes ao intervalo de GSD adotado no calibrador. O resultado desse processo é um mapa espacial de RR estimado, no qual cada ponto da nuvem recebe uma classe de resistência ao rolamento associada.

Para obter um indicador global representativo da condição predominante da via, a resistência ao rolamento do trecho não foi resumida por média simples das classes estimadas. Em seu lugar, adotou-se como valor final uma moda ponderada das classes dominantes de RR no mapa estimado, de forma a reduzir a influência de ocorrências minoritárias e ruídos locais, preservando a representatividade da condição funcional predominante do trecho.

3.6 COMENTÁRIOS ADICIONAIS

Todo o procedimento proposto nesta metodologia foi implementado em linguagem Python sob a forma de um aplicativo com interface gráfica de usuário (GUI), concebido para automatizar e sistematizar o fluxo metodológico proposto. O sistema permite a importação de nuvens densas de pontos nos formatos LAS, CSV e TXT, a execução automática das etapas de busca de vizinhança, aplicação da PCA, cálculo do QQI, conversão para RR com base nos limiares calibrados por faixa de GSD e a geração de mapas temáticos de rugosidade, QQI e RR estimado. A interface possibilita a visualização interativa dos resultados e a exportação dos mapas, permitindo a análise individual de cada trecho ou levantamento.

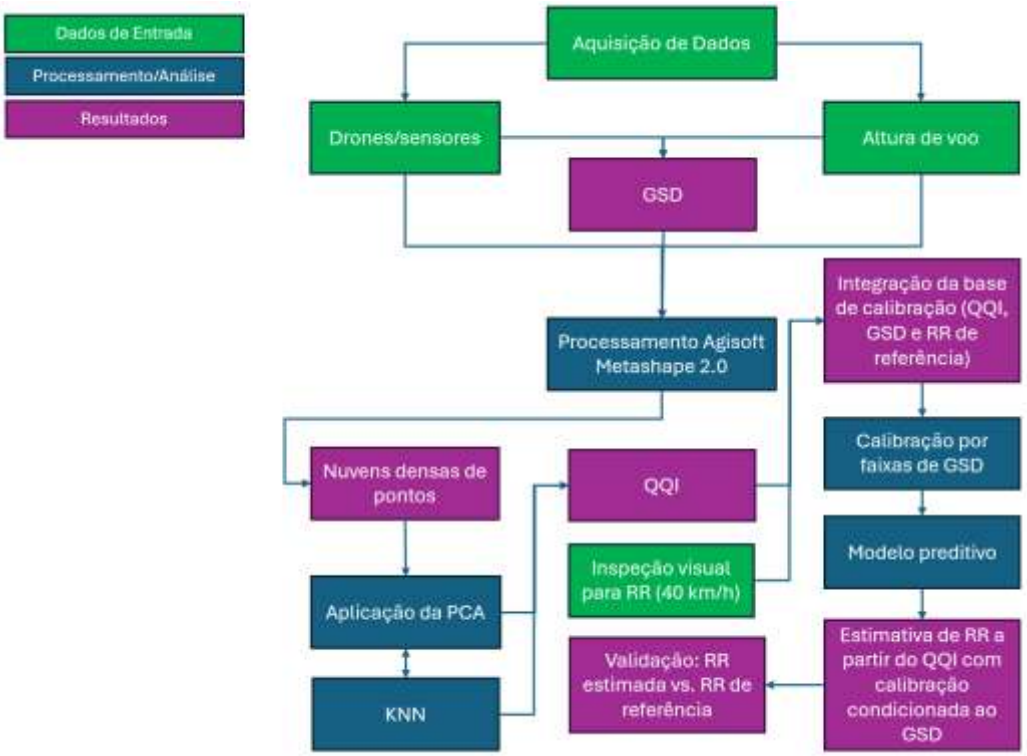
A interface gráfica permite ainda a visualização interativa dos resultados e a exportação dos mapas gerados, sendo a análise realizada individualmente para cada trecho ou levantamento selecionado. Assim, o script desenvolvido materializa a metodologia proposta em uma ferramenta operacional plenamente funcional, capaz de transformar dados aerofotogramétricos brutos em estimativas objetivas e espacialmente distribuídas de resistência ao rolamento, simulando o comportamento de um aplicativo dedicado à avaliação e ao monitoramento da qualidade funcional de estradas de mineração.

Com isso, as Etapas 1 a 5 concretizam o objetivo central da tese: converter dados tridimensionais obtidos por meio de imagens obtidas por levantamentos aéreos usando

ARPs em um indicador quantitativo e operacionalmente aplicável à avaliação e gestão de estradas de mineração. O modelo desenvolvido permite estimar a resistência ao rolamento de maneira objetiva, reprodutível e espacialmente detalhada, reduzindo significativamente a subjetividade inerente aos métodos tradicionais baseados exclusivamente em inspeção visual e oferecendo uma alternativa técnica viável para o monitoramento contínuo da qualidade funcional das vias de transporte em operações de mineração.

A síntese integrada de todo o procedimento metodológico adotado nesta pesquisa, desde a aquisição dos dados até a estimativa final da resistência ao rolamento, é apresentada na Figura 36, que ilustra o fluxo completo de processamento e a relação entre GSD, QQI e RR. Os códigos desenvolvidos para a implementação do cálculo do QQI, processamento das nuvens de pontos, aplicação da PCA e estimativa de RR encontram-se disponibilizados publicamente no repositório do projeto no GitHub: https://github.com/GleiconMaior/Quantified-Quality-Index-QQI-

Figura 36 - Fluxograma metodológico para estimativa da resistência ao rolamento (RR) a partir de dados de aerolevantamento, PCA e Índice Quantitativo de Qualidade (QQI).



Fonte: Autoria própria.

4. RESULTADOS E DISCUSSÃO

Os resultados apresentados neste capítulo foram obtidos a partir da aplicação da metodologia proposta em diferentes ambientes operacionais, contemplando estradas de mineração com características diversas. Os dados analisados foram provenientes de aerolevantamentos realizados em minas de carvão, agregados para construção civil, fertilizantes, calcário, mármore e granito, além de trechos experimentais construídos especificamente para esta pesquisa com diferentes condições controladas de resistência ao rolamento.

Dessa forma, a investigação não se restringe a um único estudo de caso, mas configura-se como uma análise empírica de caráter multicontextual, permitindo avaliar o comportamento do Índice Quantitativo de Qualidade (QQI) sob variadas condições de superfície, materiais e resoluções de levantamento.

A Figura 37 apresenta exemplos representativos de trechos analisados ao longo deste estudo, ilustrando a ampla diversidade de condições operacionais e de qualidade superficial observadas nas estradas de mineração investigadas. Embora algumas imagens sugiram, de maneira visual, condições aparentemente mais favoráveis ou mais deterioradas da via, elas não permitem, isoladamente, a atribuição direta de classes de resistência ao rolamento. Isso ocorre porque a avaliação de RR depende da identificação sistemática dos defeitos superficiais considerados no procedimento de referência. Assim, as imagens têm caráter ilustrativo e contextual, evidenciando a variabilidade dos ambientes analisados, enquanto a classificação da resistência ao rolamento foi estabelecida a partir da inspeção específica dos defeitos e dos dados utilizados na calibração da metodologia proposta.

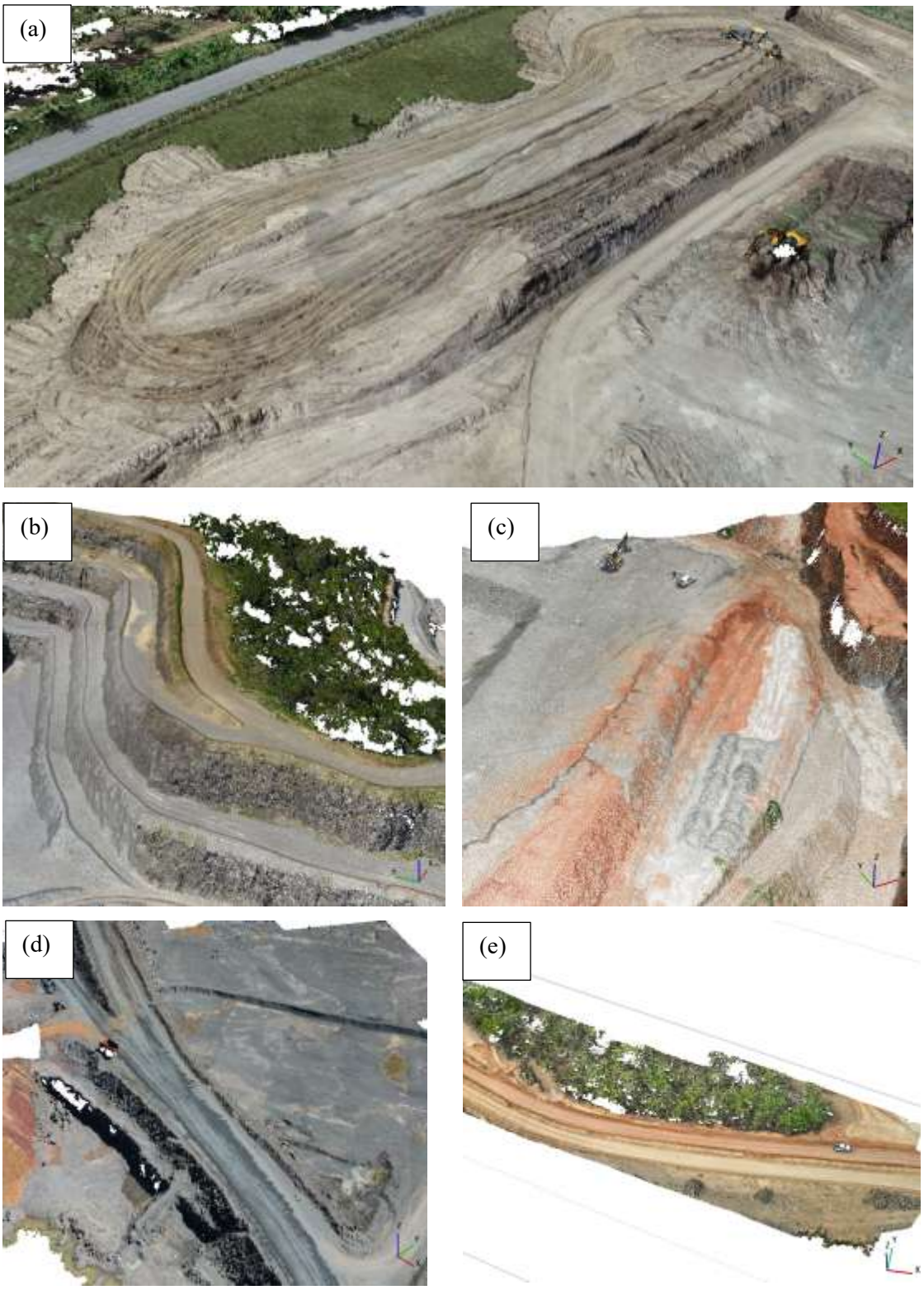
Complementarmente, a Figura 38 apresenta exemplos das nuvens de pontos geradas a partir dos aerolevantamentos realizados, correspondentes a algumas das áreas estudadas. Essas representações tridimensionais ilustram a variabilidade geométrica capturada pelo processamento fotogramétrico e demonstram a qualidade e o nível de detalhamento dos modelos utilizados para o cálculo do Índice Quantitativo de Qualidade (QQI). Com o objetivo de ampliar a documentação visual do estudo, o Apêndices B reúne imagens das nuvens densas de pontos geradas a partir dos aerolevantamentos realizados nas áreas estudadas, permitindo ao leitor uma visão mais abrangente dos dados e dos resultados obtidos pela metodologia proposta.

Figura 37 - Trechos de estradas de mineração analisados no estudo, ilustrando diferentes condições operacionais e níveis de qualidade funcional. (a) trecho Itaóca, com 3% de RR; (b) AD, com 3% de RR; (c) COP, com 2% de RR; (d) Glória, Trecho 3 com 3% de RR; (e) Glória, Trecho 4 com 4% de RR e (f) VL2, com 3% de RR.



Fonte: Autoria própria.

Figura 38 - Exemplos de nuvens densas de pontos geradas a partir dos aerolevantamentos evidenciando a variabilidade geométrica capturada pelo processamento fotogramétrico e o nível de detalhamento utilizado no cálculo do QQI, onde (a) corresponde à área Glória; (b) a VL2; (c) a AD; (d) a VL1 e (e) a ITA.



Fonte: Autoria própria.

A Tabela 7, apresentada integralmente no Apêndice A, resume um exemplo de um conjunto de dados empregados na etapa de calibração do QQI. Para cada segmento analisado, foram registrados o valor de RR obtido por inspeção visual, o modelo de drone e sensor utilizados no aerolevantamento, a altura de voo adotada, o respectivo GSD e o valor médio de QQI calculado a partir da nuvem de pontos processada.

No corpo deste capítulo apresenta-se apenas uma amostra representativa desse banco de dados, selecionada de forma a contemplar diferentes classes de RR, múltiplos drones, variadas alturas de voo e distintos valores de GSD, com o objetivo de ilustrar a estrutura e a diversidade dos dados utilizados na calibração.

Tabela 7 - Amostra representativa dos dados utilizados na calibração do QQI.

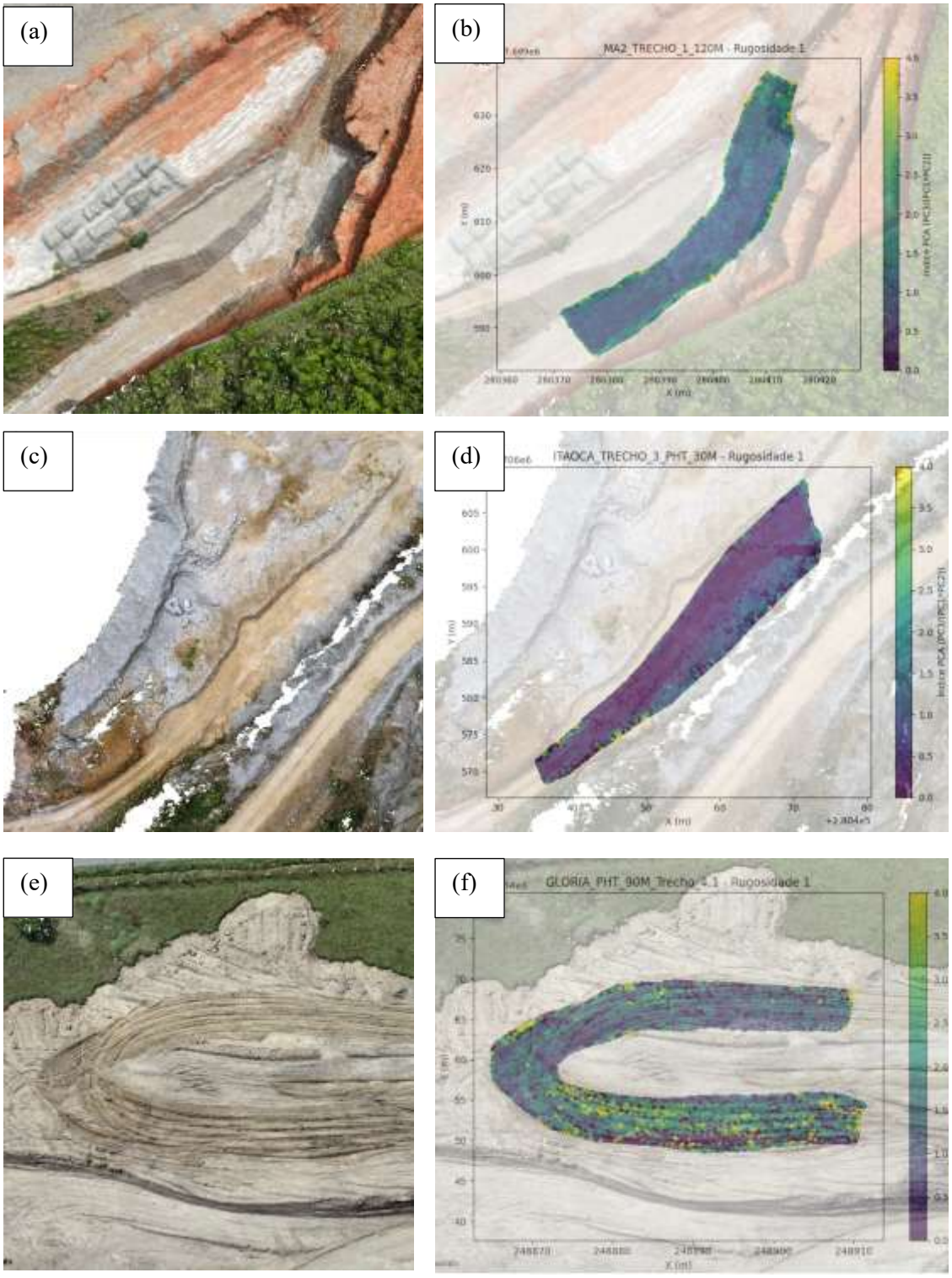
DRONE	ALTURA	GSD	RR	QQI
M2P	30	0.72	2	0.42
M3E	30	0.82	4	0.73
M3M	30	1.07	3	0.35
PHT	30	1.28	3	0.36
PHT	30	1.28	4	0.68
M2P	60	1.31	2	0.39
PHTPRO	60	1.31	2	0.60
M210	60	1.31	2	0.96
M210	60	1.31	3	0.61
PHTPRO	60	1.31	4	2.00
PHTPRO	60	1.31	5	4.55
M3E	60	1.64	3	0.64
M3E	60	1.64	4	5.53
M2P	90	1.97	2	1.34
M2P	90	1.97	2	2.23
PHTPRO	90	1.97	5	12.42
M3E	90	2.46	3	1.14
M3E	90	2.46	3	1.96
M3E	90	2.46	4	16.63
M210	120	2.62	2	5.79
M2P	120	2.82	2	4.86
MA2	90	3.21	4	21.42
M3E	120	3.29	3	2.88
PHTPRO	120	3.29	3	5.52
M3E	120	3.29	4	32.39
PHTPRO	120	3.29	5	26.65
MA2	120	4.28	5	138.98
M2P	120	5.13	3	3.43

Fonte: Autoria própria.

Os resultados obtidos a partir da aplicação do algoritmo desenvolvido também foram analisados sob uma perspectiva espacial, permitindo visualizar a distribuição do QQI ao longo dos trechos avaliados. Para isso, os valores calculados de QQI foram projetados sobre as respectivas nuvens de pontos, possibilitando a representação gráfica das variações locais de rugosidade diretamente associadas à geometria real da superfície das vias. A Figura 39 apresenta exemplos dessa visualização, onde a escala de cores indica diferentes magnitudes do índice, evidenciando a capacidade do método em identificar, de forma detalhada, regiões com maior ou menor nível de irregularidade.

Essa representação gráfica permitiu confirmar que os valores de QQI calculados são coerentes com as condições observadas em campo, destacando áreas críticas como bordas de pista, trilhas de roda e setores com maior degradação superficial. Além disso, a sobreposição do índice às nuvens de pontos demonstra que o método é capaz de mapear a rugosidade de maneira contínua ao longo do trecho, fornecendo uma interpretação espacialmente distribuída da qualidade funcional da estrada, e não apenas valores médios por segmento. Tal abordagem reforça o potencial do QQI como ferramenta de monitoramento e apoio à tomada de decisão na gestão de vias de mineração.

Figura 39 - Representação espacial dos valores de PCA projetados sobre as nuvens de pontos, evidenciando a distribuição local da rugosidade nos trechos analisados: (a) trecho MA2; (b) mapa espacial dos valores de PCA para o trecho MA2; (c) trecho Itaóca; (d) mapa espacial dos valores de PCA para o trecho Itaóca; (e) trecho Glória; (f) mapa espacial dos valores de PCA para o trecho Glória.



Fonte: Autoria própria.

As representações visuais apresentadas na Figura 39 exibem a parcela central da formulação do Índice Quantitativo de Qualidade (QQI), isto é, o termo $\lambda 3/(\lambda 1 \cdot \lambda 2)$, que expressa a variabilidade normal à superfície em relação ao plano local. O valor de QQI efetivamente utilizado nas análises e comparações com a resistência ao rolamento não corresponde exatamente a esse índice visualizado, mas sim ao resultado da aplicação completa da Equação (17), na qual o índice PCA é ajustado pelo fator geométrico θ e normalizado pelo número médio de vizinhos N_r.

O termo θ atua como fator de correção geométrica para remover a influência da inclinação longitudinal da via, enquanto a normalização por N_r reduz a sensibilidade do cálculo a variações locais de densidade da nuvem de pontos.

Essa distinção é fundamental para a correta interpretação dos resultados, pois demonstra que o mapa colorido representa apenas a componente geométrica inicial do método, ao passo que o índice utilizado para estimativa da resistência ao rolamento incorpora ainda os fatores de correção e normalização previstos na metodologia. Eventuais diferenças entre o aspecto visual dos mapas e os valores numéricos de QQI devem-se, portanto, à aplicação do termo θ e da divisão por N_r, que garantem maior consistência física e comparabilidade entre trechos com diferentes geometrias e resoluções de levantamento.

Os resultados obtidos evidenciam, ainda, que valores semelhantes de RR podem estar associados a diferentes combinações de GSD e QQI, reforçando a necessidade de considerar simultaneamente esses dois parâmetros no processo de interpretação. Observa-se também que levantamentos realizados com maior resolução espacial tendem a produzir valores de QQI numericamente mais elevados, refletindo a maior capacidade de detecção de irregularidades de pequena escala. Essas constatações confirmam a importância da integração entre a resolução do aerolevantamento e as métricas geométricas derivadas da nuvem densa de pontos para uma avaliação consistente e tecnicamente fundamentada da qualidade funcional das estradas de mineração.

A partir da base de dados consolidada, foi possível analisar de forma sistemática o comportamento do QQI em função do GSD para cada classe de resistência ao rolamento. Com o objetivo de investigar essa relação, os valores médios de QQI calculados para os diferentes segmentos foram agrupados de acordo com as classes de RR obtidas nas inspeções de campo e correlacionados com os respectivos GSDs dos levantamentos

aerofotogramétricos. Essa abordagem permitiu avaliar de que maneira a resolução espacial do aerolevantamento influencia a magnitude do índice proposto e, consequentemente, sua capacidade de discriminar diferentes condições funcionais das estradas.

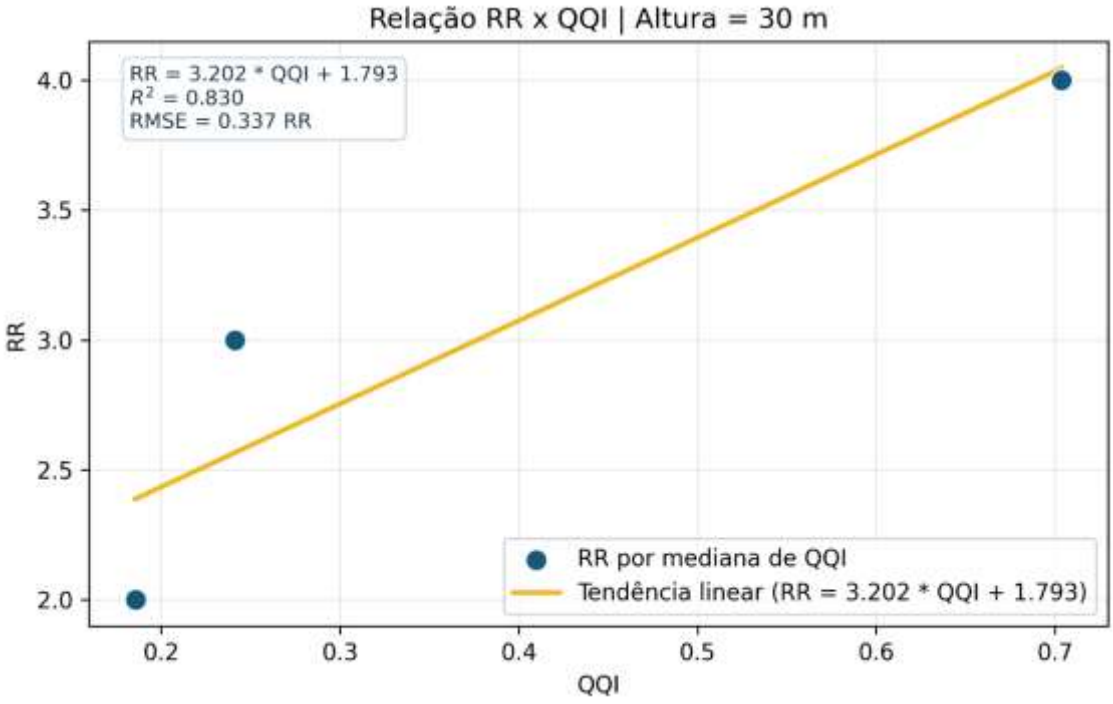
As Figuras 40 a 43 apresentam, em uma análise preditiva, a variação da resistência ao rolamento (RR) em função do Índice Quantitativo de Qualidade (QQI) para alturas de voo fixas de 30 m, 60 m, 90 m e 120 m. Nessa representação, o QQI é tratado como variável explicativa e a RR como variável de resposta, em conformidade com o objetivo central da metodologia proposta, que consiste em estimar a condição funcional da via a partir do índice calculado sobre as nuvens de pontos.

Os valores medianos observados indicam que, para uma mesma condição de aquisição, a RR tende a aumentar à medida que o QQI se eleva. Esse comportamento evidencia que o índice acompanha de forma consistente o agravamento da condição funcional da estrada, reforçando sua capacidade de representar quantitativamente a rugosidade superficial associada ao aumento da resistência ao rolamento.

De modo geral, observa-se que, em cada altura de voo analisada, valores mais elevados de QQI estão associados a classes superiores de RR, indicando coerência entre a resposta do índice e a degradação funcional da superfície viária. Tal relação demonstra que, quando a condição de aquisição é mantida fixa por meio da estratificação por altura de voo, o QQI apresenta comportamento compatível com a estimativa da RR observada em campo. Assim, os gráficos RR × QQI fornecem evidência quantitativa da relação funcional entre o índice calculado e a resistência ao rolamento sob condições específicas de levantamento.

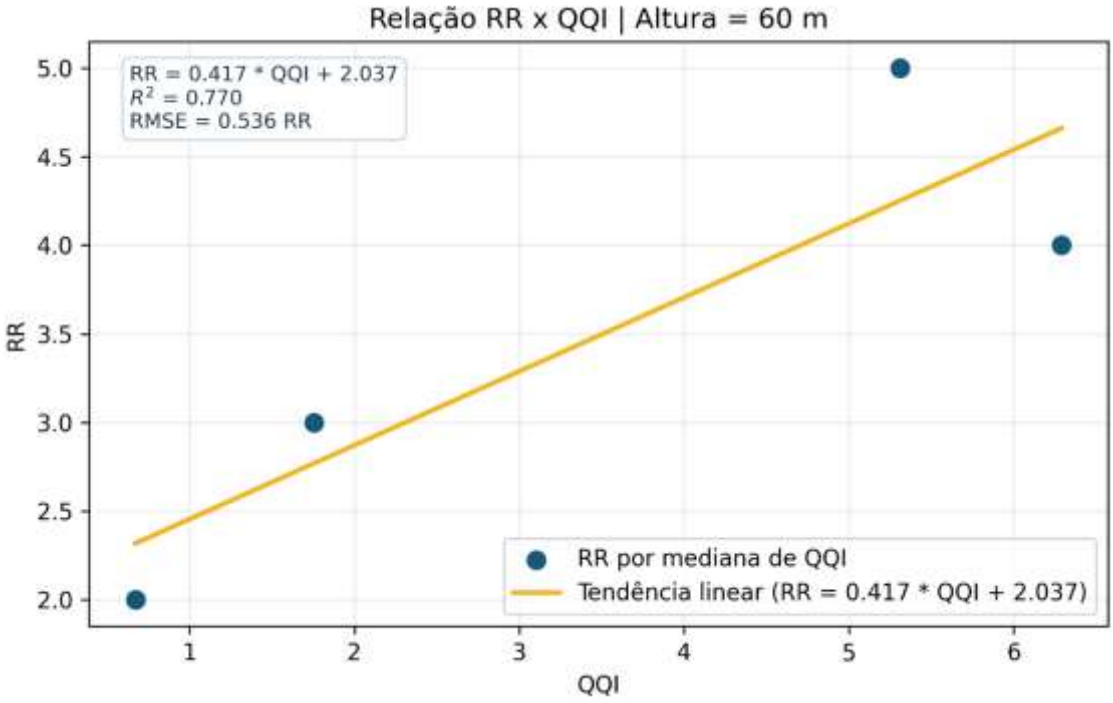
Considerando que o propósito da metodologia é inferir a RR a partir do QQI, a regressão foi ajustada tomando-se o QQI como variável independente e a RR como variável dependente. Nessa abordagem, cada altura de voo representa uma condição particular de aquisição, dentro da qual se avalia a capacidade do índice de discriminar o agravamento funcional da via. As regressões apresentadas, portanto, não substituem o procedimento de calibração adotado no modelo, baseado em limiares condicionados ao GSD, mas contribuem para demonstrar, de forma complementar, a existência de uma associação preditiva consistente entre QQI e RR.

Figura 40 - Relação entre o QQI e RR para a altura de voo de 30 metros, com ajuste de regressão linear e respectivo coeficiente de determinação ($R^2 = 0,83$).



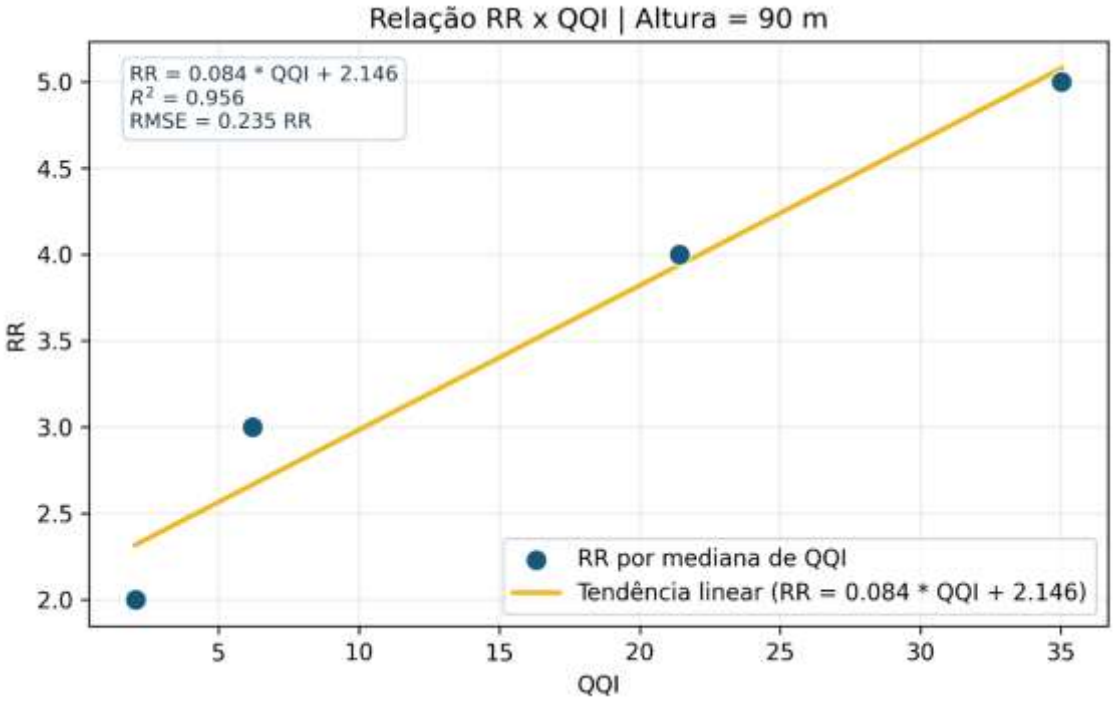
Fonte: Autoria própria.

Figura 41 - Relação entre o QQI e o RR para a altura de voo de 60 metros, com ajuste de regressão linear e respectivo coeficiente de determinação ($R^2 = 0,77$).



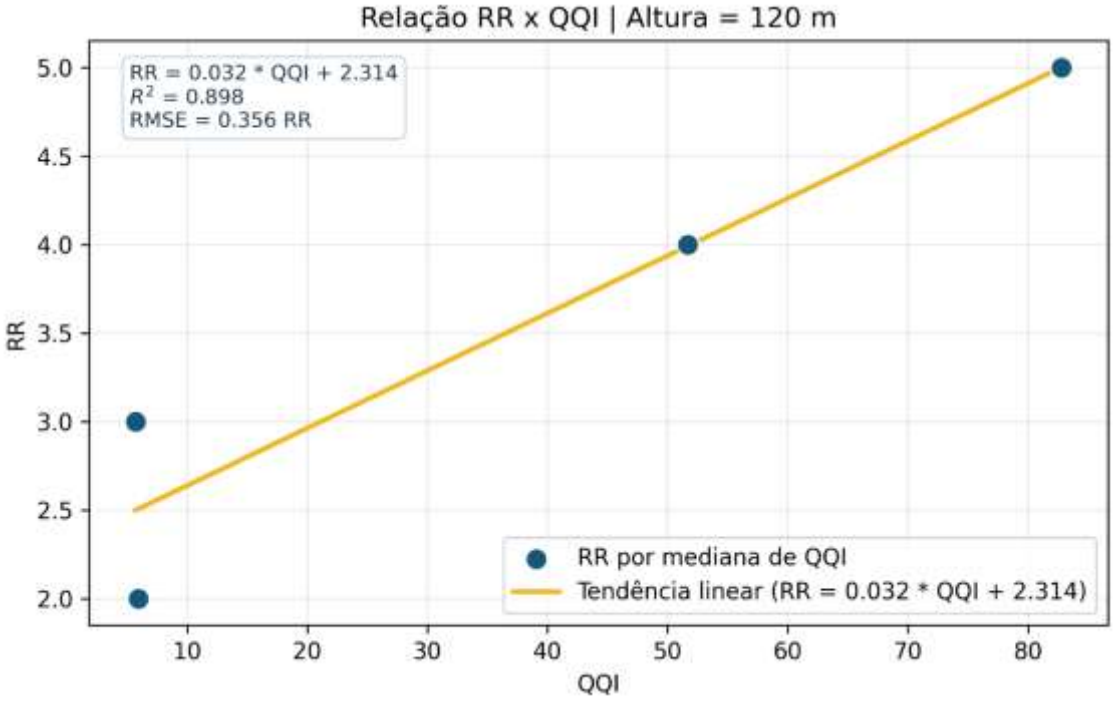
Fonte: Autoria própria.

Figura 42 - Relação entre o QQI e o RR para a altura de voo de 90 metros, com ajuste de regressão linear e respectivo coeficiente de determinação ($R^2 = 0,96$).



Fonte: Autoria própria.

Figura 43 - Relação entre o QQI e o RR para a altura de voo de 120 metros, com ajuste de regressão linear e respectivo coeficiente de determinação ($R^2 = 0,90$).



Fonte: Autoria própria.

Os coeficientes de determinação obtidos nos ajustes de regressão evidenciam uma associação consistente entre QQI e RR nas diferentes alturas de voo analisadas. Para 30 m, obteve-se $R^2 = 0{,}83$. Para 60 m, 90 m e 120 m, os ajustes resultaram em $R^2 = 0{,}77$, $R^2 = 0{,}96$e $R^2 = 0{,}90$, respectivamente. Esses resultados indicam que a variação do QQI explica parcela relevante da variação observada nas classes de RR dentro de cada condição de aquisição avaliada.

Verifica-se, contudo, que a qualidade dos ajustes não foi homogênea entre todas as alturas analisadas. A altura de 90 m apresentou o melhor desempenho estatístico, com $R^2 = 0{,}96$e $RMSE = 0{,}235$ em unidades de RR, indicando maior aderência da regressão linear aos valores medianos avaliados. Em contrapartida, a altura de 60 m apresentou o menor coeficiente de determinação, $R^2 = 0{,}77$, e o maior erro, $RMSE = 0{,}536$ em unidades de RR, evidenciando maior dispersão relativa da relação entre QQI e RR nessa condição de aquisição. Para 30 m e 120 m, os erros foram de $RMSE = 0{,}337$e $RMSE = 0{,}356$, respectivamente, também expressos em unidades de RR, indicando desempenho intermediário e semelhante entre essas duas alturas.

Como a RR foi adotada como variável dependente em todos os ajustes, o RMSE passou a ser expresso na mesma unidade de resposta, o que permite comparar de forma direta os erros de predição entre as diferentes alturas de voo. Ainda assim, tais resultados devem ser interpretados como evidências estatísticas descritivas da tendência central das classes, uma vez que os ajustes foram realizados sobre valores medianos agregados por RR.

Dessa forma, os gráficos RR × QQI estratificados por altura de voo confirmam que o QQI apresenta comportamento monotônico compatível com o aumento da resistência ao rolamento, sustentando seu uso como variável explicativa da condição funcional da estrada. Essa constatação reforça a coerência conceitual da metodologia proposta e oferece suporte adicional à calibração do modelo em função das condições de aquisição, especialmente quando articulada ao papel do GSD na definição dos limiares de conversão entre QQI e classes de RR.

A maior dispersão observada em determinadas condições de aquisição torna os ajustes mais sensíveis a particularidades locais dos trechos analisados. Ainda assim, mesmo nos cenários com menor aderência linear, os coeficientes de determinação permaneceram em níveis compatíveis com a identificação de tendências estatísticas

consistentes, indicando que a relação entre QQI e resistência ao rolamento se manteve tecnicamente coerente.

Entretanto, os resultados também demonstram que a interpretação do QQI deve sempre considerar a condição de aquisição em que ele foi obtido. Embora a relação entre QQI e RR se mantenha consistente dentro de cada altura de voo, as magnitudes assumidas pelo índice diferem substancialmente entre as condições analisadas, refletindo a influência da resolução espacial do levantamento. Além disso, é fundamental ressaltar que todas as nuvens de pontos utilizadas neste estudo foram geradas no Agisoft Metashape 2.0 com parâmetros de processamento mantidos no nível de qualidade "médio", conforme padronização estabelecida na Etapa 2 da metodologia.

Essa uniformização foi indispensável para garantir a comparabilidade entre os diferentes levantamentos e evitar a introdução de vieses decorrentes do próprio processo fotogramétrico. Modelagens realizadas com configurações de qualidade distintas podem produzir nuvens com densidades e resoluções significativamente diferentes para uma mesma superfície, alterando a distribuição espacial dos pontos e, consequentemente, os valores calculados de QQI. Tal variação metodológica poderia comprometer a validade das relações estabelecidas entre QQI e RR e reduzir a confiabilidade das estimativas geradas. Assim, a padronização rigorosa do processamento fotogramétrico, associada ao controle da condição de aquisição, constitui condição necessária para que a estimativa da resistência ao rolamento seja realizada de forma consistente e tecnicamente confiável.

De forma integrada, os resultados obtidos indicam que o modelo proposto é capaz de capturar adequadamente a relação entre a geometria da superfície extraída das nuvens de pontos e as condições funcionais observadas em campo. A consistência dos padrões identificados para diferentes plataformas, sensores e alturas de voo confirma a consistência da metodologia e demonstra que o QQI pode ser utilizado como um indicador quantitativo confiável para a estimativa e o monitoramento da resistência ao rolamento em estradas de mineração. Ainda assim, o aprimoramento do banco de dados de calibração representa uma etapa relevante para o avanço da metodologia. A incorporação de levantamentos realizados com maior diversidade de aeronaves e sensores, em diferentes áreas de estudo e em estradas que representem de forma mais ampla as distintas condições de resistência ao rolamento, tende a ampliar a representatividade dos limiares de calibração e a tornar o script de estimativa mais estável

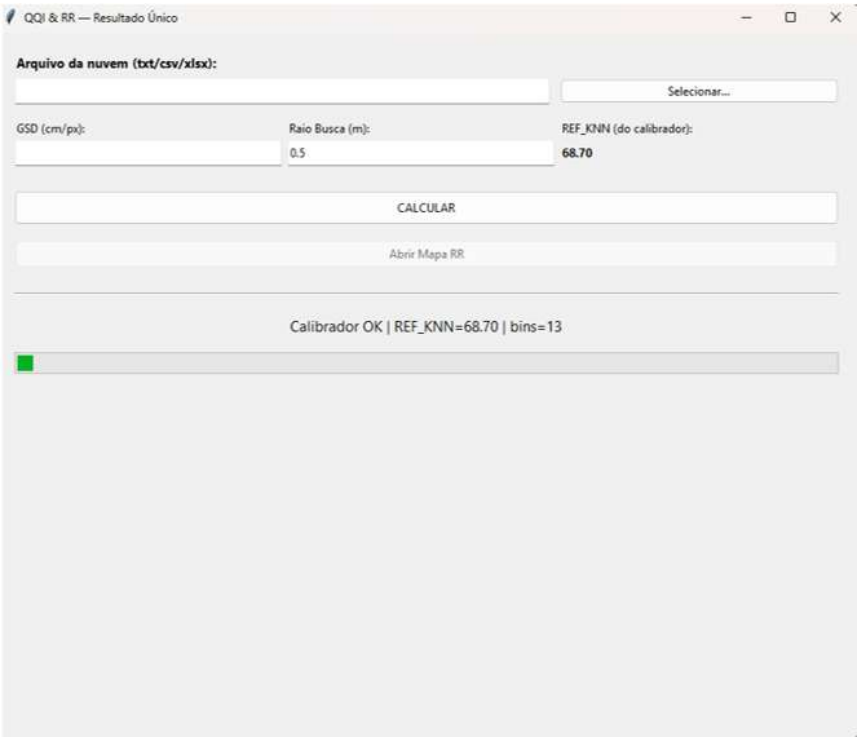
e generalizável. Dessa forma, aplicações futuras poderão produzir ajustes mais robustos e consistentes para cenários operacionais distintos daqueles contemplados nesta pesquisa.

Os resultados obtidos nas etapas anteriores constituíram a base de calibração do estimador de resistência ao rolamento (RR) a partir do QQI e do GSD, implementado em uma ferramenta computacional que operacionaliza a metodologia proposta nesta tese. O banco de dados construído, composto pelos valores de QQI calculados para cada trecho, pelos respectivos GSDs dos aerolevantamentos e pelas classes de RR determinadas em campo, permitiu parametrizar o modelo preditivo descrito na Etapa 5 da metodologia.

Nesse processo, os dados provenientes da inspeção visual não são utilizados diretamente pelo aplicativo na forma original das tabelas de defeitos. Inicialmente, as avaliações de campo são sintetizadas em valores de referência de RR para cada trecho, obtidos a partir da pontuação dos defeitos observados e do *Roughness Defect Score* (RDS) total para o caso de que os veículos trafeguem em velocidade máxima de 40km/h. Em seguida, esses valores de RR são integrados aos respectivos valores de QQI e GSD, compondo a base de calibração do modelo. A partir desse banco integrado, foram definidos limiares de calibração específicos para diferentes faixas de GSD, os quais passaram a ser utilizados pelo aplicativo para converter automaticamente os valores de QQI calculados em novas nuvens de pontos nas classes correspondentes de resistência ao rolamento.

Com base nesse banco de dados, foram implementadas em Python funções de calibração que relacionam o valor de QQI calculado para uma nova nuvem de pontos ao GSD do respectivo levantamento. Essas funções permitem que o sistema estime automaticamente a classe de resistência ao rolamento mais provável para o segmento analisado, de forma objetiva e reprodutível. A aplicação prática dessa etapa é ilustrada na Figura 44, que apresenta a interface gráfica do script desenvolvido em execução. Nessa interface, o usuário seleciona o arquivo contendo a nuvem de pontos processada e informa o valor de GSD do aerolevantamento; a partir dessas entradas, o sistema executa o cálculo do QQI por meio de PCA, aplica os limiares de calibração correspondentes à faixa de GSD do levantamento e determina a resistência ao rolamento estimada a partir dos valores calculados.

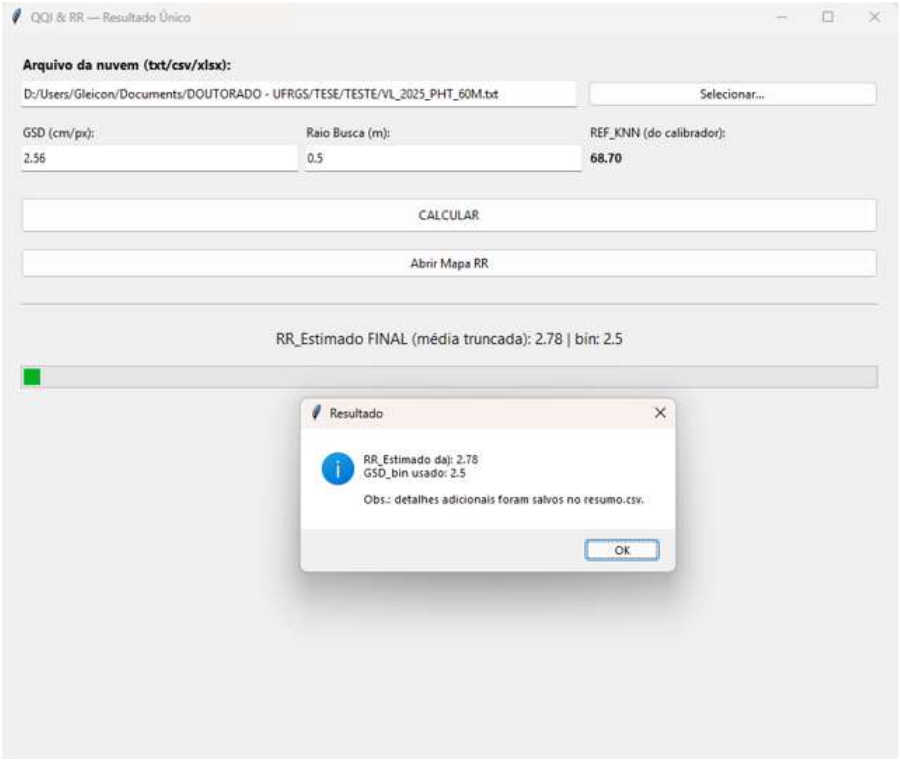
Figura 44 - Interface do aplicativo desenvolvido para estimativa da RR a partir dos valores de QQI e GSD.



Fonte: Autoria própria.

A Figura 45 exemplifica o resultado obtido para um trecho analisado, no qual o sistema retornou um valor final de RR = 2,78. Esse valor corresponde ao RR global do trecho, calculado a partir da moda ponderada das classes dominantes de RR estimadas ponto a ponto, conforme implementado no aplicativo. O indicador ‘Bin 2,5’ apresentado na interface informa que o processamento utilizou os limiares de calibração associados à faixa de GSD mais próxima do levantamento realizado, garantindo que a conversão entre QQI e RR seja compatível com a resolução espacial da nuvem de pontos analisada. Dessa forma, o aplicativo integra automaticamente todas as etapas do método, desde a leitura dos dados até a estimativa final da resistência ao rolamento, oferecendo um resultado quantitativo, objetivo e diretamente aplicável à avaliação da qualidade funcional das estradas de mineração.

Figura 45 - Interface do aplicativo com resultado de análise realizada. Exibição do valor final estimado de RR para o levantamento analisado (RR = 2,78), obtido por moda ponderada das classes dominantes, com indicação do bin (intervalo) de GSD utilizado no processo de calibração.



Fonte: Autoria própria.

A avaliação quantitativa do erro foi realizada de forma interna ao conjunto de dados utilizado na calibração, com o objetivo de verificar a coerência do estimador. A análise da capacidade de generalização em bases independentes é proposta como etapa futura, em função das limitações de acesso operacional às áreas de mineração. Os resultados apresentados a seguir correspondem, portanto, à aplicação do modelo calibrado em trechos de teste representativos, permitindo avaliar a compatibilidade entre as estimativas obtidas e as condições observadas em campo.

Os valores de RR de referência foram de aproximadamente 3,0% para o trecho 1, 2,5% para o trecho 2 e 3,0% para o trecho 3. A Tabela 8 apresenta os valores das inspeções visuais dos trechos das áreas descritas, usando a velocidade de 40 km/h como base.

Tabela 8 - Exemplos de inspeção visual dos trechos analisados, com pontuação dos defeitos, RDS total e valores de referência de resistência ao rolamento (RR) utilizados na calibração do estimador.

Trecho	Buracos	Corrugações	Trilhas de roda	Perda de material	Pedra fixa	RDS total	RR
Trecho1	2*4=8	3*3=9	3*5=15	2*3=6	2*2=4	42	3,0
Trecho2	2*4=8	2*3=6	1*1=1	2*2=4	3*2=6	27	2,5
Trecho3	2*4=8	3*4=12	2*2=4	3*4=8	2*2=4	36	3,0

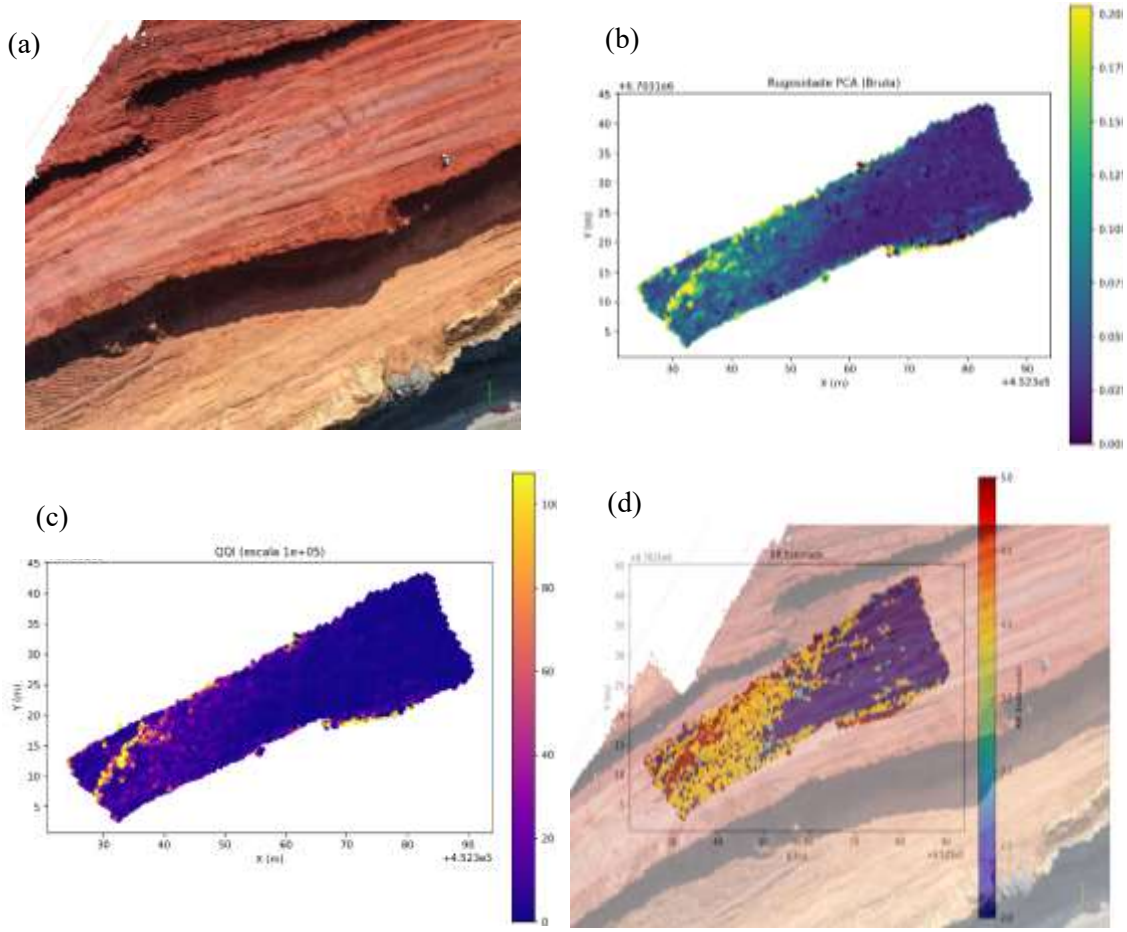
Fonte: Autoria própria.

Da Figura 46 a Figura 48 são apresentados os mapas espaciais de RR estimada, QQI e rugosidade PCA obtidos para três trechos de teste distintos. Em cada figura, os painéis (a), (b), (c) e (d) correspondem, respectivamente, à nuvem densa de pontos do trecho analisado, mapa da rugosidade PCA bruta, ao mapa do QQI calculado e ao ao mapa espacial de RR estimado. Esses resultados foram analisados com o objetivo de verificar se a estimativa semiautomatizada de resistência ao rolamento produzida pelo modelo proposto apresenta concordância com a avaliação tradicional obtida a partir da inspeção visual padronizada em campo.

A comparação entre os padrões espaciais observados nos mapas demonstra que as regiões identificadas pelo algoritmo como de maior RR coincidem com as áreas visualmente mais degradadas das vias, indicando boa correspondência entre a análise computacional e a condição real das estradas. Os valores finais calculados pelo método proposto foram de 2,78% para o trecho 1, 2,35% para o trecho 2 e 3,10% para o trecho 3, resultados que se mostram consistentes com as estimativas visuais de referência

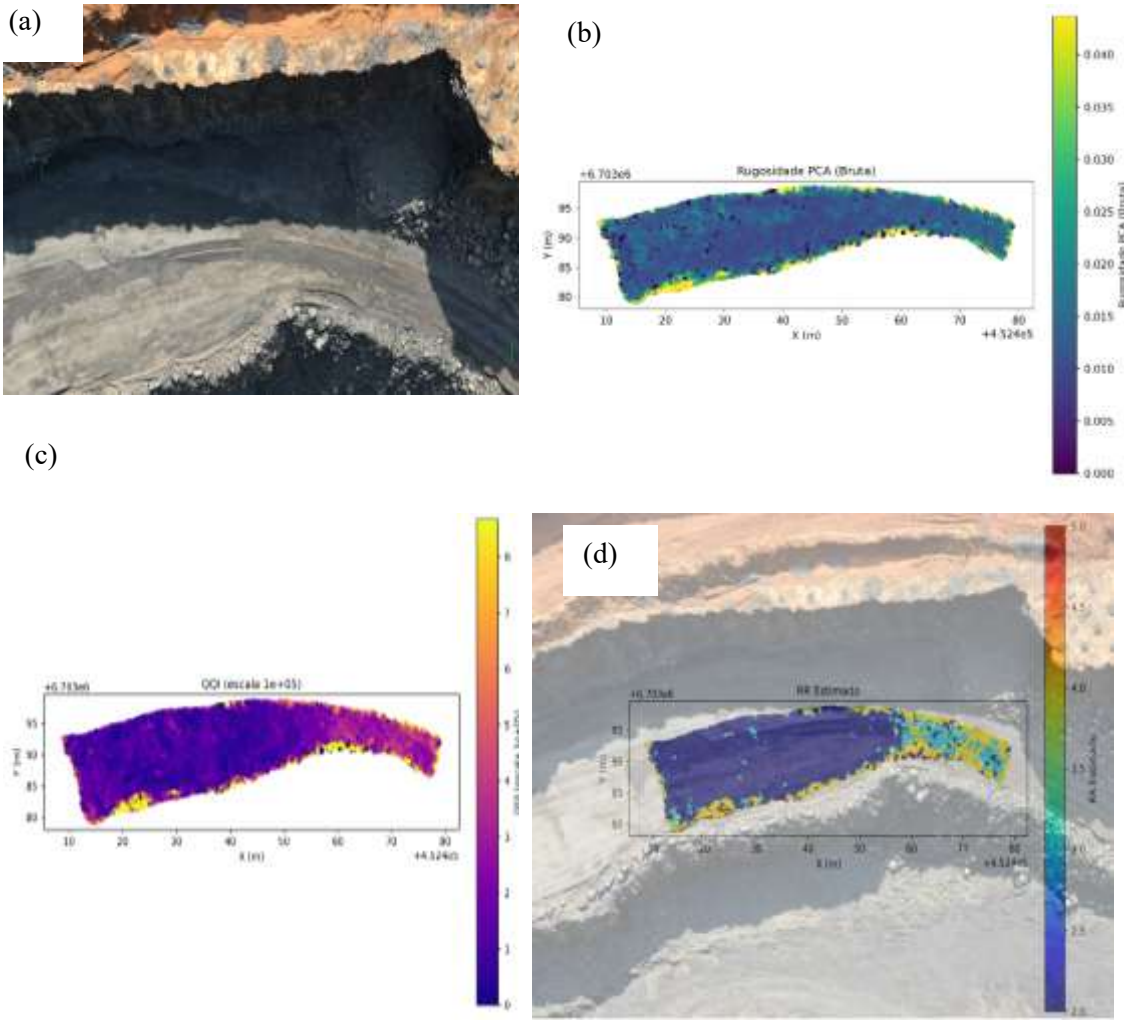
Esses resultados evidenciam a capacidade da metodologia desenvolvida em identificar, de forma coerente, a resistência ao rolamento dos trechos analisados, demonstrando que o estimador baseado no processamento da nuvem de pontos e na integração entre QQI, GSD e calibração do modelo é capaz de reproduzir de maneira consistente os níveis de RR observados em campo. Tal concordância reforça a aplicabilidade prática do método para a avaliação funcional de estradas de mineração e para o suporte à tomada de decisão em atividades de monitoramento e manutenção.

Figura 46 - Comparação entre inspeção visual e resultados do estimador proposto. (a) nuvem densa de pontos do trecho analisado representando a condição real da via.; (b) mapa da rugosidade PCA bruta, sobreposto à nuvem densa de pontos; (c) mapa do QQI calculado e (d) mapa espacial de RR estimado gerado pelo modelo.



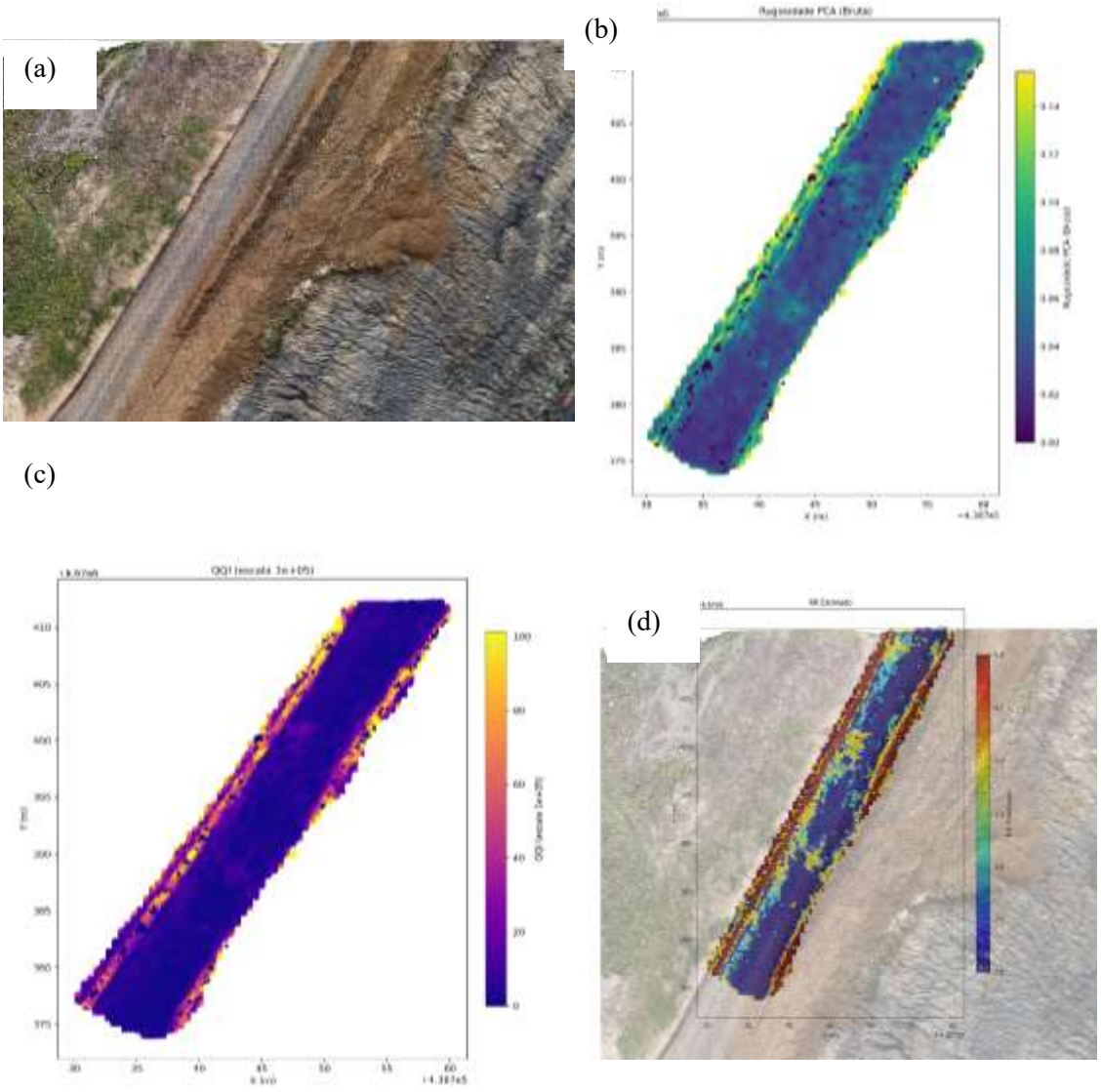
Fonte: Autoria própria.

Figura 47 - Resultado da aplicação do estimador de RR em trecho de teste. Apresentação integrada da nuvem densa de pontos (a), da rugosidade PCA (b), do QQI calculado (c) e bruta do mapa espacial de RR estimado (d). O processamento resultou em um valor final estimado de RR = 2,78%, demonstrando a aplicabilidade prática do método para avaliação funcional de vias de mineração.



Fonte: Autoria própria.

Figura 48 - Aplicação do método em trecho adicional. (a) nuvem densa de pontos (b) da rugosidade PCA bruta; (c) mapas do QQI calculado e (d) mapa espacial de RR estimado, evidenciando a coerência entre as estimativas do modelo e as condições geométricas da via.



Fonte: Autoria própria.

A análise conjunta das imagens evidencia que as regiões identificadas pelo algoritmo como de maior resistência ao rolamento correspondem às áreas igualmente mapeadas visualmente pelo processo de inspeção de campo como mais degradadas das estradas analisadas, demonstrando a coerência entre a estimativa automatizada e a avaliação tradicional por inspeção visual. Essa correspondência confirma que a metodologia proposta ultrapassa o âmbito meramente teórico e analítico, convertendo-se em uma ferramenta efetivamente aplicável em ambiente operacional. O estimador desenvolvido possibilita transformar dados tridimensionais provenientes de

aerolevantamentos em informações diretamente utilizáveis na gestão de estradas de mineração, oferecendo um meio rápido, objetivo e reprodutível para a avaliação da qualidade funcional das vias, com menor dependência de procedimentos subjetivos baseados exclusivamente em inspeções visuais.

Os resultados obtidos neste estudo demonstram que o QQI proposto constitui uma métrica viável para a avaliação objetiva da condição funcional de estradas não pavimentadas de mineração. A integração entre dados geométricos extraídos de nuvens de pontos obtidas por aerolevantamento e informações de resistência ao rolamento provenientes de inspeções visuais padronizadas permitiu estabelecer relações quantitativas entre a condição superficial das vias e suas classes de RR.

A análise dos conjuntos de dados evidenciou que o QQI apresenta comportamento sistemático frente às variações de resolução espacial representadas pelo GSD. Em todas as classes de RR avaliadas, observou-se tendência de aumento do índice com o crescimento do GSD, indicando que a métrica é sensível à escala de aquisição. Esse resultado reforça a necessidade de interpretar o QQI de forma condicionada à resolução espacial do levantamento, conforme previsto na metodologia.

Nesse contexto, a relação entre QQI e GSD deve ser entendida como uma análise complementar de sensibilidade, útil para demonstrar o efeito da resolução espacial sobre o índice, mas não como a base principal de calibração preditiva. Como o objetivo central da metodologia é estimar a resistência ao rolamento a partir do QQI, a calibração principal deve ser conduzida sob condições específicas de aquisição, por meio de relações QQI × RR estratificadas por altura de voo ou por faixas equivalentes de GSD. Essa abordagem permite associar os valores do índice às classes de RR observadas em campo, respeitando as Os resultados também indicam que o QQI possui potencial para representar a degradação funcional das vias, desde que sua aplicação esteja vinculada a curvas de calibração compatíveis com a condição de aquisição adotada. As diferenças de ajuste observadas entre alturas de voo e classes de RR devem ser interpretadas considerando a variabilidade amostral disponível e a heterogeneidade das condições de campo. Assim, a ampliação da base de dados constitui um caminho necessário para aumentar a robustez estatística e a capacidade de generalização dos modelos.

Do ponto de vista operacional, a implementação do estimador de RR em um aplicativo computacional próprio demonstra a aplicabilidade prática da metodologia. O

sistema desenvolvido automatiza o fluxo de processamento, permitindo transformar nuvens de pontos em estimativas objetivas de resistência ao rolamento. Com isso, a metodologia pode apoiar o monitoramento das estradas de mina, reduzir a subjetividade das avaliações e subsidiar decisões relacionadas à manutenção, priorização de intervenções e planejamento operacional.

É importante destacar que o método não se propõe a substituir integralmente os procedimentos tradicionais de inspeção, mas a complementá-los por meio de uma abordagem quantitativa, reprodutível e espacialmente distribuída. As inspeções visuais continuam relevantes como referência de calibração, validação e controle de campo, enquanto o QQI amplia a capacidade de análise ao permitir avaliações mais sistemáticas a partir de dados aerofotogramétricos.

De maneira geral, o conjunto de evidências apresentado confirma a hipótese central da tese: é possível estimar de forma consistente a resistência ao rolamento de estradas de mineração a partir de métricas geométricas extraídas de aerolevantamentos com ARPs. A abordagem desenvolvida mostrou-se tecnicamente coerente, estatisticamente fundamentada e operacionalmente aplicável, constituindo uma contribuição original ao integrar sensoriamento remoto, processamento fotogramétrico e análise geométrica de nuvens de pontos em um modelo funcional de apoio à gestão da infraestrutura de transporte em minas.

5. CONCLUSÕES

O presente trabalho teve como propósito central desenvolver uma metodologia capaz de mapear e caracterizar a qualidade funcional de estradas de mineração não pavimentadas por meio de uma abordagem semiautomática baseada em dados fotogramétricos e na Análise de Componentes Principais (PCA). A partir dos resultados alcançados, pode-se afirmar que esse objetivo foi atendido. A pesquisa demonstrou que é possível transformar informações geométricas extraídas de nuvens densas de pontos tridimensionais em estimativas quantitativas da resistência ao rolamento (RR), estabelecendo uma alternativa técnica consistente aos métodos tradicionais baseados em inspeções visuais.

A metodologia desenvolvida mostrou-se capaz de integrar diferentes etapas operacionais, desde a aquisição de imagens com Aeronaves Remotamente Pilotadas (ARPs) até o processamento fotogramétrico, segmentação das vias, cálculo automatizado do Índice Quantitativo de Qualidade (QQI) e calibração com dados de campo. O índice proposto revelou-se sensível às variações de qualidade superficial das estradas e permitiu diferenciar de maneira objetiva distintos níveis de degradação funcional. A incorporação do *Ground Sample Distance* (GSD) como parâmetro fundamental no processo de interpretação demonstrou ser indispensável, evidenciando que a relação entre QQI e RR depende diretamente da resolução espacial do levantamento realizado.

A realização de levantamentos com múltiplas plataformas aéreas, sensores e alturas de voo possibilitou construir um banco de dados amplo e representativo, contemplando diferentes cenários operacionais. Essa diversidade foi essencial para avaliar a influência do GSD sobre o comportamento do QQI e para demonstrar que estratégias adequadas de voo e aquisição de imagens são determinantes para a aplicação confiável do método. Os resultados mostram que variações na altura de voo e na resolução espacial produzem respostas previsíveis no índice, validando a coerência geométrica da abordagem proposta.

O desenvolvimento de rotinas específicas para processamento e análise das nuvens densas de pontos permitiu estruturar um fluxo metodológico robusto e reprodutível. A padronização do processamento fotogramétrico no Agisoft Metashape, com parâmetros mantidos constantes, mostrou-se crucial para garantir a comparabilidade entre diferentes levantamentos e evitar vieses metodológicos. A aplicação da PCA em vizinhanças locais demonstrou ser uma estratégia eficaz para decompor a geometria da superfície em

componentes interpretáveis, permitindo quantificar desvios em relação à planaridade e transformá-los em um indicador objetivo de rugosidade.

A integração dos valores de QQI com as classes de RR determinadas em campo resultou em modelos de regressão com coeficientes de determinação consistentes, evidenciando correlação significativa entre as variáveis analisadas. Observou-se que o QQI apresenta relação funcional coerente com a resistência ao rolamento em diferentes condições de aquisição. Contudo, verificou-se que, embora os coeficientes de determinação permaneçam elevados, a precisão das estimativas é diretamente influenciada pela resolução espacial do levantamento. Resultados obtidos em maiores alturas de voo apresentaram aumento significativo do erro associado, evidenciando que a relação entre QQI e RR se mantém consistente, porém com redução da acurácia em resoluções mais grosseiras. Esse comportamento confirma que o GSD atua como variável condicionante da qualidade das estimativas.

A implementação prática da metodologia em um aplicativo computacional consolidou sua aplicabilidade operacional. O estimador de RR desenvolvido demonstrou que é possível, a partir de uma nova nuvem de pontos e do respectivo GSD, calcular automaticamente o QQI e inferir a resistência ao rolamento correspondente. Essa funcionalidade materializa o objetivo central da tese ao transformar dados tridimensionais em informação operacional diretamente utilizável na gestão de estradas de mineração, reduzindo a subjetividade e o esforço associados às inspeções tradicionais.

Os resultados obtidos indicam que o método proposto é tecnicamente viável, escalável e aplicável em contextos reais de mineração. A abordagem desenvolvida permite monitorar a qualidade das vias com maior frequência e menor custo operacional, oferecendo suporte quantitativo para decisões relacionadas à manutenção, planejamento e otimização do transporte de mina. Dessa forma, o estudo contribui de maneira relevante para a engenharia de minas ao introduzir uma ferramenta inovadora para avaliação objetiva da infraestrutura viária.

Adicionalmente, verificou-se que a metodologia apresenta potencial de aplicação em áreas de maior extensão sem necessidade de alterações estruturais no fluxo metodológico, mantendo a consistência das estimativas em diferentes escalas de aplicação. Essa viabilidade decorre do caráter segmentado da análise e da natureza local

do cálculo do QQI, permitindo a replicação do método em diferentes trechos de forma independente.

Destaca-se ainda que o estimador de resistência ao rolamento não depende da coincidência exata com valores pontuais de GSD previamente observados, mas opera com faixas calibradas de resolução espacial. Dessa forma, o modelo pode ser aplicado tanto a novos levantamentos quanto a levantamentos de rotina já realizados, desde que o GSD esteja contido dentro das faixas de calibração estabelecidas e que as condições de aquisição e processamento garantam equivalência geométrica com aquelas utilizadas na calibração do modelo. Essa característica amplia a flexibilidade operacional da metodologia.

Por outro lado, em situações que demandem maior nível de detalhamento, especialmente em trechos com indícios de degradação superficial acentuada ou comportamento atípico, recomenda-se a realização de novos levantamentos com parâmetros de aquisição ajustados, visando maior capacidade de discriminação geométrica da superfície. Essa abordagem permite equilibrar eficiência operacional e precisão analítica, estabelecendo um critério objetivo para a decisão entre o uso de dados existentes e a realização de novas aquisições.

De forma sintética, conclui-se que a geometria da superfície das estradas, quando adequadamente capturada por meio de aerolevantamentos e analisada por PCA em escala local, pode ser convertida em um indicador quantitativo confiável da condição funcional de vias de mineração. O QQI, quando interpretado em conjunto com o GSD e calibrado por faixas de resolução espacial, constitui um estimador robusto, reprodutível e operacionalmente aplicável da resistência ao rolamento, representando um avanço significativo na aplicação de técnicas de sensoriamento remoto e análise geométrica à gestão da infraestrutura mineira.

5.1 Trabalhos futuros

Trabalhos futuros poderão incorporar novos levantamentos em distintos cenários geológicos, diferentes qualidades de processamento fotogramétrico, condições de tráfego e materiais de revestimento, bem como a integração com dados operacionais de equipamentos, ampliando o domínio de aplicação do método. Nesse sentido, a extensão da metodologia para aquisições realizadas com sensores LiDAR aerotransportados

representa uma perspectiva relevante, permitindo avaliar o comportamento do QQI em nuvens de pontos com características geométricas distintas daquelas geradas por fotogrametria, especialmente em condições adversas de iluminação, cobertura de poeira ou umidade superficial recorrentes no ambiente operacional de minas a céu aberto.

Adicionalmente, a comparação entre os valores de resistência ao rolamento estimados pelo QQI e aqueles inferidos a partir de sensores inerciais embarcados nos próprios caminhões de transporte, equipamentos já presentes em sistemas de despacho modernos, constitui uma oportunidade concreta de validação independente do método. De modo complementar, a comparação com valores de RR obtidos a partir de sensores LiDAR móveis embarcados em veículos também se apresenta como uma linha relevante de investigação futura, por permitir confrontar a estimativa gerada pelo QQI com resultados derivados de uma tecnologia terrestre de alta precisão para a caracterização geométrica da superfície viária. No caso da integração com sensores inerciais embarcados nos caminhões, essa abordagem permitiria confrontar a estimativa geométrica obtida por aerolevantamento com a resposta dinâmica real dos veículos em operação, estabelecendo uma correlação direta entre a condição da superfície mapeada e o desempenho operacional dos equipamentos, sem depender exclusivamente de inspeções visuais como referência.

Entretanto, os resultados obtidos no escopo desta pesquisa demonstram de forma consistente a viabilidade técnica, a coerência funcional e a aplicabilidade operacional da metodologia proposta, evidenciando sua capacidade de estimar a resistência ao rolamento a partir de dados aerofotogramétricos de maneira objetiva, reprodutível e espacialmente distribuída. Dessa forma, os estudos futuros configuram um processo de expansão e validação ampliada do método, e não uma condição necessária para o seu funcionamento.

REFERÊNCIAS

AHAT, A.; FIRKAT, E.; MIJIT, T.; HAMDULLA, A. Obstacle Detection in Off-road Environments Based on LiDAR. In: **IEEE THE 4TH INTERNATIONAL CONFERENCE ON PATTERN RECOGNITION AND MACHINE LEARNING**, 2023. Anais [...]. [S. l.]: IEEE, 2023.

ALEGRE, D. A. G.; PERONI, R. L.; AQUINO, E. R. The impact of haul road geometric parameters on open pit mine strip ratio. **REM - International Engineering Journal**. Ouro Preto, Special Supplement 1, v. 72, n. 1, p. 25-31, jan./mar. 2019. DOI: http://dx.doi.org/10.1590/0370-44672018720136.

ALEGRE, D.; PERONI, R. L.; AQUINO, E. R.; DILLE, F. A method to assess haul roads rolling resistance using dispatch system data. **Mining Technology**. v. 130, n. 3, p. 176-187, 2021. DOI: https://doi.org/10.1080/25726668.2021.1935098.

ALEXIOU, E.; ZHOU, X.; VIOLA, I.; CESAR, P. Point cloud objective quality assessment using PCA-based descriptors. **EURASIP Journal on Image and Video Processing**. 2024.

ANTONY, J. Multi-response optimization in industrial experiments using Taguchi's quality loss function and principal component analysis. **Quality and Reliability Engineering International**. Coventry, p. 3-8, 2000.

ASTM INTERNATIONAL. **ASTM E1926-08**: Standard practice for computing International Roughness Index of roads from longitudinal profile measurements. West Conshohocken, Pa: Astm, 2015.

BAEK, J.; CHOI, Y. A new method for haul road design in open-pit mines to support efficient truck haulage operations. **Applied Sciences**. Basel, v. 7, n. 7, p. 747, 2017. DOI: https://doi.org/10.3390/app7070747.

BAO, H.; KNIGHTS, P.; KIZIL, M.; NEHRING, M. Energy consumption and battery size of battery trolley electric trucks in surface mines. **Energies**. v. 17, p. 1494, 2024. DOI: https://doi.org/10.3390/en17061494.

BARRIOS-MURIEL, J.; CAMBERO, I.; GONZÁLEZ, A. G. An approach for Surface Roughness Filtering as an alternative to ISO Standard. **Procedia Manufacturing**. v. 41, p. 674-681, 2019.

BODZIONY, M.; PATYK, R. The Influence of the Mining Operation Environment on the Energy Consumption and Technical Availability of Truck Haulage Operations in Surface Mines. **Energies**. v. 17, n. 11, p. 265, 2024. DOI: https://doi.org/10.3390/en17112654.

BRASIL. DNIT. **IPR - 719**: Manual de pavimentação.. Rio de Janeiro: Brasil, 2006. 277 p. Disponível em: https://www.gov.br/dnit/pt-br/assuntos/planejamento-e-pesquisa/ipr/coletanea-de-manuais/vigentes/ipr_719_manual_de_pavimentacao_versao_corrigda_errata_1.pdf. Acesso em: 31 maio 2026.

BRIDGELALL, R. Connected Vehicle Approach for Pavement Roughness Evaluation. **Journal of Infrastructure Systems**. American Society of Civil Engineering, v. 20, n. 1, p. 1-6, 2014.

CARNEIRO, M. **Proposta metodológica para a obtenção de aerolevantamento de baixo custo por VANT's, com ausência de referências físicas**. Tese (Doutorado) - Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Minas, Metalúrgica e de Materiais, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, [S. l.], 2021.

CATERPILLAR. **Caterpillar Performance Handbook**. 48. ed. Illinois: Caterpillar Inc., 2018.

CHEN, H.; YANG, B.; WANG, G.; LIU, J.; XU, X.; WANG, S.; LIU, D. A novel bankruptcy prediction model based on an adaptive fuzzy k-nearest neighbor method. **Knowledge-Based Systems**. p. 1348-1359, 2011.

CORRÊA, M. M.; LIMA, H. M. **The loss of productivity and costs associated with the premature.** In: WORLD MINING CONGRESS, 24., 2016. Proceedings [...]. Rio de Janeiro: IBRAM, 2016. p. 271-280.

CUNNINGHAM, P.; DELANY, S. J. k-Nearest Neighbour Classifiers 2nd Edition (with Python examples). **arXiv**. 2020. DOI: https://doi.org/10.48550/arXiv.2004.04523.

DESLANDES, J. V.; DICKERSON, A. W. **A new concept for mine haul route surface.** In: INTERNATIONAL SYMPOSIUM ON OFF-HIGHWAY HAULAGE IN SURFACE MINES. Proceedings [...]. Balkema: [s. n.], 1989. p. 247-254.

DEL RÍO-BARRAL, P.; SOILÁN, M.; GONZÁLEZ-COLLAZO, S. M.; ARIAS, P. Pavement Crack Detection and Clustering via Region-Growing Algorithm from 3D MLS Point Clouds. **Remote Sensing**. v. 14, p. 5866, 2022.

DICKERSON, M. T.; DRYSDALE, R. S. Fixed-radius near neighbors search algorithms for points and segments. **Information Processing Letters**. v. 35, n. 5, p. 269-273, 1990. DOI: https://doi.org/10.1016/0020-0190(90)90056-4.

DU, M.; DING, S.; JIA, H. Study on density peaks clustering based on k-nearest neighbors and principal component analysis. **Knowledge-Based Systems**. p. 135-145, maio 2016.

DUBCEK, P.; BERNSTORFF, S.; DESNICA, U.; DESNICA-FRANKOVIC, I. D.; SALAMON, K. GISAXS study of cadmium sulfide quantum dots. **Surface Review and Letters**. p. 455-459, 2002.

FERREIRA, D. D. S.; RODRIGUES, L. S.; PEREIRA, F. M. V.; PEREIRA FILHO, E. R. Principal component analysis (PCA) para a avaliação de dados químicos e geração de heat maps: um tutorial. **Química Nova**. p. 747-754, 2023. Disponível em: https://www.scielo.br/j/qn/a/r76m78rqZgrVFyp7357gByf/.

FONSECA, A. G. **Proposta de sistema de detecção de irregularidades em estradas para caminhões fora de estrada via acelerômetro**. Dissertação (Mestrado em Engenharia Geotécnica) - Núcleo de Geotecnia, Universidade Federal de Ouro Preto, Ouro Preto, 2009.

GADELMAWLA, E. S.; KOURA, M.; MAKSOUD, T. M. A.; ELEWA, I. M.; SOLIMAN, H. Roughness parameters. **Journal of Materials Processing Technology**. p. 133-145, 10 abr. 2002.

GAO, J.; JAGADISH, H. V.; OOI, B.; WANG, S. **Selective Hashing: Closing the Gap between Radius Search and k-NN Search**. In: ACM SIGKDD INTERNATIONAL CONFERENCE ON KNOWLEDGE DISCOVERY AND DATA MINING, 21., 2015. Proceedings [...]. p. 349-358. DOI: https://doi.org/10.1145/2783258.2783284.

GOMES, R. K.; OLIVEIRA, L. P. L.; GONZAGA JR., L.; TOGNOLI, F. M. W.; VERONEZ, M. R.; SOUZA, M. K. An algorithm for automatic detection and orientation

estimation of planar structures in LiDAR-scanned outcrops. **Computers & Geosciences**. p. 170-178, maio 2016.

GREENE, T.; MORADI, M. S.; UMAIR, M.; NAWJIS, N.; KAABOUCH, N.; PASCH, T. LiDAR-Based Road Surface Damage Classification: A Survey. **Sensors**. v. 26, n. 8, artigo 2338, 2026. DOI: 10.3390/s26082338.

GRUS, J. **Data Science do Zero: noções fundamentais com Python**. 2. ed. Rio de Janeiro: Alta Books, 2021.

HACKEL, T.; WEGNER, J. D.; SCHINDLER, K. Fast semantic segmentation of 3D point clouds with strongly varying density. **ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences**. v. III-3, 2016. XXIII ISPRS Congress, Prague, Czech Republic, 12-19 jul. 2016.

HOTELLING, H. Analysis of a complex of statistical variables into principal components. **Journal of Educational Psychology**. v. 24, n. 6, p. 417-441, nov. 1932. DOI: 10.1037/h0071325.

HUSTRULID, W. A.; KUCHTA, M.; MARTIN, R. K. **Open Pit Mine Planning and Design**. 3. ed. Leiden: CRC Press, 2013. p. 1-1288.

JIA, C.; PANG, M.; HAN, X. A Feature Extraction Algorithm Based on Optimal Neighborhood Size. **Circuits, Systems, and Signal Processing**. v. 42, p. 2193-2214, 2023. DOI: https://doi.org/10.1007/s00034-022-02199-w.

JOLLIFE, I. T. **Principal Component Analysis**. 1. ed. New York: Springer Science+Business Media, LLC, 1986.

JOLLIFFE, I. T.; CADIMA, J. Principal component analysis: a review and recent developments. **Philosophical Transactions of the Royal Society A**. v. 374, p. 20150202, 2016.

JORDAN, M.; COCQUEREZ, J. Three-dimensional description of scenes observed in aerial photography. **Pattern Recognition**. 1995.

JORGE, L. A. D. C.; INAMASU, R. Y. **Uso de veículos aéreos não tripulados (VANT) em Agricultura de Precisão**. In: BERNARDI, A. C. C. et al. Agricultura de precisão: resultados de um novo olhar. Brasília, DF: Embrapa, 2014. p. 109-134.

JOSHI, K.; PATIL, B. Prediction of Surface Roughness by Machine Vision using Principal Components based Regression Analysis. **Procedia Computer Science**. p. 382-391, 2020.

KAUFMAN, W. W.; AULT, J. C. **Design of Surface Mine Haulage Roads: a Manual.** Washington, DC: United States Bureau of Mines, United States Department of the Interior, 1977. p. 1-49.

KOMATSU. **Catalog for 830E-5 Electric Drive Truck**. Disponível em: https://www.komatsu.com/en/products/trucks/electric-drive-mining-trucks/830e-5/. Acesso em: 18 out. 2023.

KROPÁČ, O.; MÚČKA, P. Be careful when using the International Roughness Index as an indicator of road unevenness. **Journal of Sound and Vibration**. v. 287, n. 4-5, p. 989-1003, 2005.

LI, C.; YAO, G.; LONG, T.; YUAN, X.; LI, P. A Novel Method for 3D Object Detection in Open-Pit Mine Based on Hybrid Solid-State LiDAR Point Cloud. **Journal of Sensors**. v. 2024, Article ID 5854745, 12 p., 2024. DOI: 10.1155/2024/5854745.

MACHADO, N. R. D. S. **Monitoramento de estradas de uma mina em Minas Gerais através da ferramenta RAC (Road Analysis Control)**. Dissertação (Mestrado em Engenharia Mineral) - Universidade Federal de Ouro Preto, Ouro Preto, 2022.

MAIOR, G. R. S.; NASCIMENTO, M. R. Análise dos procedimentos de desenvolvimento de mina em uma pedreira de mármore na região de Itaoca - Distrito de Cachoeiro de Itapemirim - ES. **Tecnologia em Metalurgia, Materiais e Mineração**. v. 19, p. e2551, 2022.

MAIOR, G. R. S.; PERONI, R. L.; MARIZ, J. L. V. Assessing the impact of road geometry and rolling resistance on transportation costs and productivity in an iron ore mine in Brazil. **REM - International Engineering Journal**. v. 78, n. 4, 2025. DOI: https://doi.org/10.1590/0370-44672025780002.

MANLY, B. F. J.; NAVARRO ALBERTO, J. A. **Métodos estatísticos multivariados: uma introdução**. 4. ed. Porto Alegre: Bookman, 2019. 270 p. ISBN 978-8582604984.

MARCHETTI, D. A. B.; GARCIA, G. J. **Princípios da fotogrametria e fotointerpretação.** [S. l.]: [s. n.], 1978.

MCFARLAND, J.; MAHADEVAN, S. Error and variability characterization in structural dynamics modeling. **Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering**. p. 2621-2631, 2008.

MIKHAIL, E. M.; BETHEL, J. S.; MCGLONE, J. C. **Introduction to Modern Photogrammetry**. New York: John Wiley & Sons, Inc., 2001.

MOSCOSO-GARCIA, J.; POLO-ARRATEA, K.; PEHOVAZ-ÁLVAREZ, H.; ARAUZO, L. **Mathematical model for fleet sizing using the match factor in an open-pit mine.** In: LACCEI INTERNATIONAL MULTI-CONFERENCE FOR ENGINEERING, EDUCATION, AND TECHNOLOGY, 22., 2024. Proceedings [...]. San José, Costa Rica, 17-19 jul. 2024. DOI: https://doi.org/10.18687/LACCEI2024.1.1.1855.

MOREAU, N.; ROUDET, C.; GENTIL, C. **Study and Comparison of Surface Roughness Measurements**. In: JOURNÉES DU GROUPE DE TRAVAIL EN MODÉLISATION GÉOMÉTRIQUE. Paris, 2014.

MÚČKA, P. Correlation among road unevenness indicators and vehicle vibration response. **Journal of Transportation Engineering**. v. 139, n. 8, p. 771-786, 2013.

MÚČKA, P. International Roughness Index specifications around the world. **Road Materials and Pavement Design**. v. 18, n. 4, p. 929-965, 2017. DOI: 10.1080/14680629.2016.1197144.

PEARSON, K. On lines and planes of closest fit to systems of points in space. **Philosophical Magazine**. 1901.

PELLISSARI, F. P. **Projeto de Estradas para Mineração: caracterização e análise de aplicações práticas. Porto Alegre**: [s. n.], 2019. Disponível em: https://www.lume.ufrgs.br/bitstream/handle/10183/201324/001105206.pdf?sequence=1. Acesso em: 25 set. 2023.

RASHEED, K. M. J.; TOFIQ, M. O. Application of principal component analysis for steel material components. **Kurdistan Journal of Applied Research**. Sulaymaniyah, v. 7, n. 2, p. 85-95, dez. 2022. DOI: https://doi.org/10.24017/Science.2022.2.7.

RINGNÉR, M. What is principal component analysis? **Nature Biotechnology**. v. 26, p. 303-304, 2008. DOI: https://doi.org/10.1038/nbt0308-303.

RODOVALHO, E. C.; LIMA, H. M.; TOMI, G. New approach for reduction of diesel consumption by comparing different mining haulage configurations. **Journal of Environmental Management**. v. 172, p. 177-185, 2016. DOI: https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2016.02.048.

SANCAKTAR, E.; GOMATAM, R. A study on the effects of surface roughness on the strength of single lap joints. **Journal of Adhesion Science and Technology**. v. 15, n. 1, p. 97-117, jan. 2001.

SANTOS, J. B.; TEIXEIRA, R. L. P. **Mathematical modeling of fatigue damage in 4140 steel using finite element method.** Technical contribution to 68th ABM International Congress. Belo Horizonte: [s. n.], 2012. p. 2202-2011.

SANTOS, P. M. D.; JÚLIO, E. N. B. A state-of-the-art review on roughness quantification methods for concrete surfaces. **Construction and Building Materials**. 2023.

SANTOS, P. M. D.; JÚLIO, E. N. B. S. A state-of-the-art review on roughness quantification methods for concrete surfaces. **Construction and Building Materials**. v. 38, p. 912-923, jan. 2013.

SAYERS, M. W.; GILLESPIE, T. D.; PATERSON, W. D. O. **The International Road Roughness Experiment: establishing correlation and a calibration standard for measurements**. Washington, DC: World Bank, 1986. Technical Paper n. 45.

SAYERS, M. W.; KARAMIHAS, S. M. The Little Book of Profiling: Basic information about measuring and interpreting road profiles. Ann Arbor: The Regent of the University of Michigan, 1998.

SHIBATA, H. Y. **Desenvolvimento de protótipo de veículo aéreo não tripulado de baixo custo e integração com ferramenta educacional para treinamento de voo**. Tese (Doutorado) - Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Minas, Metalúrgica e Materiais, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2019.

SILVEIRA, P. R.; PERONI, R. L.; VISSER, A. T. **Practical haul road design methodology application based on site characterization**. In: WORLD MINING CONGRESS, 24., 2016. Proceedings [...]. Rio de Janeiro: [s. n.], 2016. p. 198-207.

SOOFASTAEI, A.; AMINOSSADATI, S. M.; AREFI, M. M.; KIZIL, M. S. Development of a multi-layer perceptron artificial neural network model to determine haul trucks energy consumption. **International Journal of Mining Science and Technology**. v. 26, n. 2, p. 285-293, 2016. DOI: 10.1016/j.ijmst.2015.12.015.

SOOFASTAEI, A.; AMINOSSADATI, S. M.; KIZIL, M. S.; KNIGHTS, P. The influence of rolling resistance on haul truck fuel consumption in surface mines. **Tribology International Journal**. 2016.

SOOFASTAEI, A.; FOULADGAR, M. **Advanced Analytics for Haul Trucks Energy-Efficiency Improvement in Surface Mine**s. In: SOOFASTAEI, A. Advanced Analytics in Mining Engineering. Brisbane: Springer, 2022. cap. 17, p. 539-556.

TANNANT, D. D.; REGENSBURG, B. **Guidelines for Mine Haul Road Design**. Alberta: [s. n.], 2001.

THOMPSON, R. J. Design, **Construction, and Maintenance of Haul Roads**. In: DARLING, P. SME Mining Engineering Handbook. 3. ed. [S. l.]: Society for Mining, Metallurgy & Exploration, v. 1, 2011.

THOMPSON, R. J.; PERONI, R. L.; VISSER, A. T**. Introdução ao projeto de estradas de mineração.** São Paulo, p. 36-37, 2019. Disponível em: https://www.inthemine.com.br/site/edicao-no-80/.

THOMPSON, R. J.; PERONI, R. L.; VISSER, A. T. **Mining Haul Roads: Theory and Practice**. London: CRC Press, 2019.

THOMPSON, R. J.; VISSER, A. T. Management of unpaved road networks on opencast mines. **Transportation Research Board**, Washington, 1999.

THOMPSON, R. J.; VISSER, A. T. The functional design of surface mine haul roads. **Journal of the South African Institute of Mining and Metallurgy**. p. 169-180, 2000.

THOMPSON, R. J.; VISSER, A. T. Mine Haul Road Maintenance Management Systems. **Journal of the South African Institute of Mining and Metallurgy**. v. 103, p. 303-312, 2003.

THOMPSON, R. J.; VISSER, A. T. **Designing and benchmarking mine roads for safe and efficient hauling.** In: DME OPEN PIT SAFETY WORKSHOP. Witbank, Mpumulanga Province, South Africa: [s. n.], 2006. p. 1-20.

THOMPSON, R. J.; VISSER, A. T. Towards a mechanistic structural design method. **Journal of the South African Institution of Civil Engineers**. South Africa, p. 13-21, 1996.

TOKAC, B.; ZHANG, Q.; SARI, Y. A. Environmental and economic comparison of diesel and electric trucks in open-pit mining operations. **Journal of Cleaner Production**. v. 507, p. 145540, 2025. DOI: https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2025.145540.

TONIETTO, L.; GONZAGA JR., L.; VERONEZ, M. R.; KAZMIERCZAK, C. S.; ARNOLD, D. C. M.; COSTA, C. A. New Method for Evaluating Surface Roughness Parameters Acquired by Laser Scanning. **Scientific Reports**. p. 1-16, out. 2019.

TONIETTO, L.; ARNOLD, D. C. M.; OLIVEIRA, V. C.; MENEGOTTO, A. E. B. G.; COSTA, C. A.; VERONEZ, M. R.; KAZMIERCZAK, C. S.; GONZAGA JR., L. Method for evaluating roughness and valley areas coefficients of surfaces acquired by laser scanner. **Scientific Reports**. 2022.

TREVISANI, S.; GUTH, P. L. Surface Roughness in Geomorphometry: From Basic Metrics Toward a Coherent Framework. **Remote Sensing**. v. 17, n. 3864, 2025. DOI: https://doi.org/10.3390/rs17233864.

VALAVANIS, K. P. Advances in Unmanned Aerial Vehicles: State of the Art and the Road to Autonomy. 1. ed. Tampa: Springer Dordrecht, 2007.

WEINMANN, M.; JUTZI, B.; MALLET, C. Semantic 3D scene interpretation: A framework combining optimal neighborhood size selection with relevant features. **ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences**. v. II-3, p. 181-188, 2014.

WEINMANN, M.; JUTZI, B.; HINZ, S.; MALLET, C. Semantic point cloud interpretation based on optimal neighborhoods, relevant features and efficient classifiers. **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**. v. 105, p. 286-304, 2015.

WU, H.; YAO, L.; XU, Z.; LI, Y.; AO, X.; CHEN, Q.; LI, Z.; MENG, B. Road pothole extraction and safety evaluation by integration of point cloud and images derived from mobile mapping sensors. **Advanced Engineering Informatics**. v. 42, p. 100936, 2019.

ZENI, M. A. **Determinação semi-automática do geological strength index utilizando redes neurais artificiais.** Porto Alegre: Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Minas, Metalúrgica e de Materiais, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, 2021. Disponível em: https://lume.ufrgs.br/bitstream/handle/10183/232702/001133067.pdf?sequence=1&isAllowed=y.

APÊNDICE A

Tabela A. 1 - Conjunto de dados integrado do estudo, apresentando, para todos os trechos analisados, as informações de resistência ao rolamento obtidas por inspeção visual (RR), plataforma de aerolevantamento utilizada, altura de voo, resolução espacial (GSD) e respectivos valores de QQI calculados a partir das nuvens de pontos.

RR	DRONE	ALTURA	GSD	QQI
2	M3E	30	0.82	0.13
2	M3E	30	0.82	0.19
2	M2P	60	1.31	0.38
2	M2P	60	1.31	0.39
2	M2P	30	0.72	0.42
2	M3E	60	1.64	0.46
2	PHTPRO	60	1.31	0.60
2	M210	60	1.31	0.74
2	PHTPRO	60	1.31	0.77
2	M210	60	1.31	0.96
2	M3E	60	1.64	1.04
2	M2P	90	1.97	1.34
2	PHTPRO	90	1.97	1.71
2	M2P	60	1.31	1.73
2	M3E	90	2.46	1.87
2	PHTPRO	90	1.97	1.94
2	M210	90	1.97	2.04
2	M2P	90	1.97	2.23
2	PHTPRO	120	3.29	4.73
2	M3E	90	2.46	4.75
2	M2P	120	2.82	4.86
2	M210	90	1.97	5.02
2	M210	120	2.62	5.79
2	M2P	120	2.62	5.92
2	M2P	90	1.97	6.45
2	PHTPRO	120	3.29	7.47
2	M3E	120	3.29	7.85
2	M210	120	2.62	11.16
2	M3E	120	3.29	27.53
3	M3E	30	0.82	0.03
3	M3E	30	0.82	0.03
3	M3E	30	0.82	0.04
3	M3M	30	1.07	0.12
3	M3E	30	0.82	0.13
3	M3E	60	1.64	0.28
3	M3M	30	1.07	0.35
3	PHT	30	1.28	0.36
3	M2P	60	1.31	0.60

RR	DRONE	ALTURA	GSD	QQI
3	M210	60	1.31	0.61
3	M3E	60	1.64	0.64
3	PHT	120	3.29	0.71
3	PHT	30	1.28	0.80
3	PHTPRO	60	1.31	1.01
3	M3E	90	2.46	1.14
3	PHT	30	1.28	1.18
3	M3E	60	1.64	1.30
3	M2P	30	0.72	1.34
3	M2P	120	2.82	1.45
3	M2P	90	2.11	1.51
3	M3E	120	3.29	1.68
3	M3E	60	1.64	1.75
3	M3M	60	1.64	1.80
3	M3E	90	2.46	1.96
3	M3E	90	2.46	2.02
3	M3M	60	1.64	2.21
3	M2P	60	1.31	2.27
3	M2P	90	1.97	2.32
3	PHTPRO	90	1.97	2.35
3	M3M	60	1.64	2.56
3	M3E	120	3.29	2.88
3	M210	90	1.97	3.43
3	M2P	120	5.13	3.43
3	M3M	60	1.64	3.74
3	M3E	120	3.29	3.81
3	M3M	60	1.64	4.03
3	M2P	120	2.82	4.16
3	M3E	90	2.46	4.40
3	M3E	120	3.29	5.09
3	PHTPRO	120	3.29	5.52
3	M3M	90	2.46	5.64
3	M2P	120	2.82	5.69
3	M2P	90	3.85	6.79
3	M2P	90	2.11	7.62
3	M3M	90	2.46	8.72
3	M210	120	2.62	8.77
3	M2P	90	1.97	9.63
3	M3M	90	2.46	10.42
3	M3M	90	2.46	12.16
3	M3M	90	2.46	13.46
3	M3M	120	2.82	15.78
3	M3M	90	2.46	17.57
3	PHT	120	5.13	18.07
3	M3M	120	2.82	20.72
3	M3M	120	2.82	22.97
3	M3M	120	2.82	23.74

RR	DRONE	ALTURA	GSD	QQI
3	M3M	90	2.46	26.24
3	PHT	90	3.85	32.51
3	PHT	90	3.85	34.51
3	PHT	120	5.13	40.67
3	PHT	120	5.13	41.05
3	PHT	120	5.13	51.38
3	M3M	120	2.82	52.90
4	PHT	30	1.28	0.68
4	M3E	30	0.82	0.73
4	PHT	90	2.46	1.22
4	PHTPRO	60	1.31	2.00
4	M3E	60	1.64	5.53
4	MA2	60	2.14	5.68
4	PHTPRO	90	1.97	5.80
4	PHT	60	2.56	5.95
4	PHT	60	1.64	6.63
4	PHTPRO	120	3.29	14.30
4	M3E	90	2.46	16.63
4	MA2	90	3.21	21.42
4	M2P	60	1.41	26.54
4	M3E	120	3.29	32.39
4	M2P	60	2.56	37.89
4	PHT	90	3.85	38.53
4	M2P	60	1.41	51.69
4	PHT	120	5.13	53.18
4	PHT	90	3.85	56.09
4	MA2	120	4.28	74.77
4	PHT	60	2.56	78.01
4	PHT	90	3.85	97.03
4	PHT	120	5.13	119.06
4	PHT	60	2.56	152.38
4	PHT	90	3.85	190.15
5	PHT	60	2.56	0.64
5	PHTPRO	60	1.31	4.55
5	PHT	60	2.56	6.07
5	MA2	60	2.14	7.17
5	PHTPRO	90	1.97	12.42
5	PHTPRO	120	3.29	26.65
5	MA2	90	3.21	57.63
5	MA2	120	4.28	138.98

APÊNDICE B

Com o objetivo de ampliar a documentação visual do estudo, o Apêndice B reúne imagens adicionais das nuvens de pontos geradas a partir dos aerolevantamentos realizados nas áreas analisadas, permitindo ao leitor uma visão mais abrangente da variabilidade geométrica capturada e dos dados empregados na aplicação da metodologia proposta.

Figura B. 1 - Nuvem densa de pontos obtida por aerolevantamento na área VL2.



Fonte: Autoria própria.

Figura B. 2 - Nuvem densa de pontos obtida por aerolevantamento na área ITA.



Fonte: Autoria própria.

Figura B. 3 - Nuvem densa de pontos obtida por aerolevantamento na área VL.



Fonte: Autoria própria.

Figura B. 4 - Nuvem densa de pontos obtida por aerolevantamento na área Glória.



Fonte: Autoria própria.

Figura B. 5 - Nuvem densa de pontos obtida por aerolevantamento na área CAX.



Fonte: Autoria própria.

Figura B. 6 - Nuvem densa de pontos obtida por aerolevantamento na área CAX2.



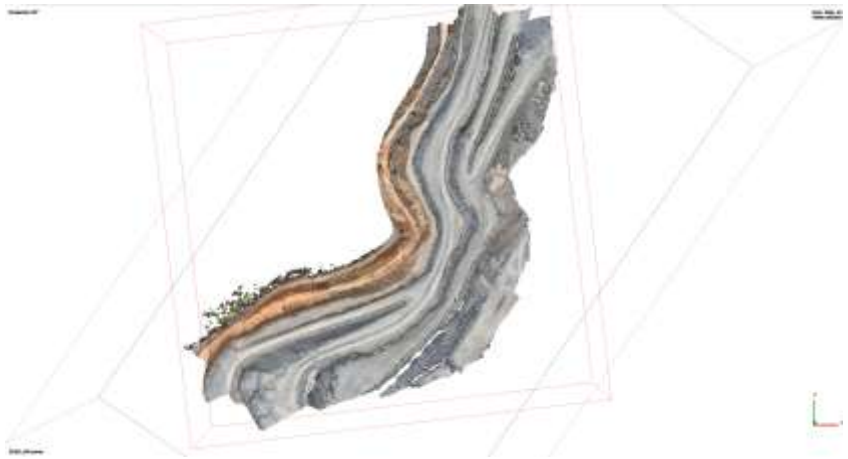
Fonte: Autoria própria.

Figura B. 7 - Nuvem densa de pontos obtida por aerolevantamento na área Itaóca.



Fonte: Autoria própria.

Figura B. 8 - Nuvem densa de pontos obtida por aerolevantamento na área LOI.



Fonte: Autoria própria.

Figura B. 9 - Nuvem densa de pontos obtida por aerolevantamento na área COP.



Fonte: Autoria própria.

Figura B. 10 - Nuvem densa de pontos obtida por aerolevantamento na área COP2.



Fonte: Autoria própria.

Figura B. 11 - Nuvem densa de pontos obtida por aerolevantamento na área ED.



Fonte: Autoria própria.

Figura B. 12 - Nuvem densa de pontos obtida por aerolevantamento na área Piúma.



Fonte: Autoria própria.