

UNIVERSIDADE FEDERAL DO PAMPA

JULIANO DE ALMEIDA ZACARIAS

**COMPARAÇÃO ENTRE TÉCNICAS 2D E 3D DE PROCESSAMENTO DIGITAL DE
IMAGENS PARA CARACTERIZAÇÃO MICROESTRUTURAL DE MISTURAS
ASFÁLTICAS**

Alegrete

2026

JULIANO DE ALMEIDA ZACARIAS

**COMPARAÇÃO ENTRE TÉCNICAS 2D E 3D DE PROCESSAMENTO DIGITAL DE
IMAGENS PARA CARACTERIZAÇÃO MICROESTRUTURAL DE MISTURAS
ASFÁLTICAS**

Defesa de dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação *Stricto Sensu* em Engenharia da Universidade Federal do Pampa como requisito parcial para obtenção do título de Mestre em Engenharia.

Área de Concentração: Materiais e Estruturas.

Orientador: D.Sc. Jaelson Budny

Coorientador: D.Sc. Diego Arthur Hartmann

Alegrete

2026

Ficha catalográfica elaborada automaticamente com os dados fornecidos
pelo(a) autor(a) através do Módulo de Biblioteca do
Sistema GURI (Gestão Unificada de Recursos Institucionais) .

Z13c Zacarias, Juliano de Almeida
 Comparação entre técnicas 2D e 3D de Processamento Digital
de Imagens para caracterização microestrutural de misturas
asfálticas / Juliano de Almeida Zacarias.
 109 p.

 Dissertação(Mestrado)-- Universidade Federal do Pampa,
MESTRADO EM ENGENHARIA, 2026.
 "Orientação: Jaelson Budny".

 1. Processamento Digital de Imagens. 2. Microestrutura. 3.
Análise granulométrica. 4. Propriedades morfológicas. 5.
Microtomografia computadorizada. I. Título.

JULIANO DE ALMEIDA ZACARIAS

**COMPARAÇÃO ENTRE TÉCNICAS 2D E 3D DE PROCESSAMENTO DIGITAL DE IMAGENS
PARA CARACTERIZAÇÃO MICROESTRUTURAL DE MISTURAS ASFÁLTICAS**

Dissertação apresentada ao Programa de Engenharia da Universidade Federal do Pampa, como requisito parcial para obtenção do Título de Mestre em Engenharia.

Dissertação defendida e aprovada em: 23/02/2026.

Banca examinadora:

Prof. Dr. Jaelson Budny

Orientador

Unipampa

Prof. Dr. Diego Arthur Hartmann

Unipampa

Prof. Dr. Francisco Thiago Sacramento Aragão

COPPE/UFRJ

Prof. Dr. Paula Pascoal
UFSM



Assinado eletronicamente por **JAELSON BUDNY, PROFESSOR DO MAGISTERIO SUPERIOR**, em 23/02/2026, às 14:55, conforme horário oficial de Brasília, de acordo com as normativas legais aplicáveis.



Assinado eletronicamente por **DIEGO ARTHUR HARTMANN, PROFESSOR DO MAGISTERIO SUPERIOR**, em 23/02/2026, às 14:57, conforme horário oficial de Brasília, de acordo com as normativas legais aplicáveis.



Assinado eletronicamente por **Paula Taiane Pascoal, Usuário Externo**, em 23/02/2026, às 15:14, conforme horário oficial de Brasília, de acordo com as normativas legais aplicáveis.



Assinado eletronicamente por **Francisco Thiago Sacramento Aragão, Usuário Externo**, em 23/02/2026, às 15:48, conforme horário oficial de Brasília, de acordo com as normativas legais aplicáveis.



Assinado eletronicamente por **Alexis Jair Enriquez Leon, Usuário Externo**, em 23/02/2026, às 15:57, conforme horário oficial de Brasília, de acordo com as normativas legais aplicáveis.



A autenticidade deste documento pode ser conferida no site https://sei.unipampa.edu.br/sei/controlador_externo.php?acao=documento_conferir&id_orgao_acesso_externo=0, informando o código verificador **1951656** e o código CRC **777D08C0**.

AGRADECIMENTOS

Primeiramente, agradeço a Deus pela saúde física e mental que me foi concedida durante este período de árdua dedicação aos estudos. Agradeço à minha companheira Carolina, que esteve ao meu lado nos momentos mais desafiadores, oferecendo apoio incondicional e estímulo constante para perseverar. Aos meus pais, Rosimar e Rosa, pelo amparo permanente e por sempre terem incentivado minha trajetória acadêmica. Estendo minha gratidão ao meu irmão Lucas e à minha cunhada Rosi pelos momentos de descontração e pelo auxílio sempre que necessário.

Aos demais familiares e amigos de longa data, agradeço a compreensão quanto à minha ausência em diversas confraternizações, quando os estudos demandavam minha dedicação integral. Aos colegas e amigos da sala 105 e do grupo GeoInfra, em especial a Luíza Scarrone, Carissom Kletke e Jéssica Oliveira, agradeço a colaboração mútua nos momentos de necessidade e pelas reflexivas conversas acompanhadas de bergamota e chimarrão.

Não consigo expressar adequadamente minha gratidão aos meus orientadores, Dr. Jaelson Budny e Dr. Diego Hartmann, pelo conhecimento compartilhado e pela disponibilidade constante para esclarecer minhas dúvidas. Ao prof. Jaelson, pelas contribuições fundamentais para solucionar os desafios da pesquisa, baseadas em sua vasta experiência na área da pavimentação asfáltica. Ao prof. Diego, por ter me ensinado tudo o que sei sobre o Processamento Digital de Imagens e análises computacionais, desde minha iniciação científica. Agradeço imensamente ao meu segundo coorientador, Dr. Maurício Silveira, pela intermediação na aquisição das amostras e realização da microtomografia, além da pronta disponibilidade para auxiliar-me sempre que necessário.

Agradeço ao Departamento Nacional de Infraestrutura de Transportes (DNIT), à Universidade de Brasília (UNB) e à Universidade Federal de Santa Maria (UFSM) pela disponibilização das amostras para esta pesquisa. À UFSM, pela cessão do equipamento para realização da microtomografia computadorizada nas amostras. Estendo meus agradecimentos à Universidade Federal do Rio de Janeiro (UFRJ), pela oportunidade de submeter amostras de agregados graúdos ao ensaio no equipamento AIMS 2. Por fim, manifesto minha gratidão à UNIPAMPA Campus Alegrete e a seus colaboradores, e à Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES), pelo apoio e fomento à minha pesquisa.

RESUMO

Esta pesquisa tem como objetivo comparar técnicas bidimensionais e tridimensionais de Processamento Digital de Imagens para a caracterização microestrutural de misturas asfálticas, avaliando granulometria, índice de forma e esfericidade. Foram analisadas amostras de concreto betuminoso usinado a quente, compostas por diferentes faixas granulométricas, provenientes de trechos experimentais. A amostragem incluiu três corpos de prova extraídos de cada segmento após a compactação por rolos e três compactados em laboratório conforme a metodologia *Superpave*. A partir de imagens obtidas por microtomografia computadorizada, realizou-se uma segmentação baseada em *deep learning* com arquitetura U-Net. A análise 2D foi conduzida no *software* Fiji/ImageJ, com extração das propriedades das partículas em cada seção transversal e determinando-se o número ótimo de imagens para garantir a representatividade estatística dos resultados. Para a análise 3D, utilizou-se o *software* Dragonfly 3D World e códigos desenvolvidos em *Python*, aplicando-se o método da caixa delimitadora mínima. Os resultados, válidos para a fração superior a 2 mm, indicam que a abordagem 3D proporciona maior acurácia, por preservar as proporções volumétricas reais dos agregados. A técnica 2D tende a subestimar as dimensões das partículas, mas mostra-se viável para a análise de esfericidade com um número reduzido de imagens (cerca de 35). Quanto ao efeito da compactação, as amostras de campo apresentaram granulometrias mais grossas e com maior variabilidade, índices de forma inferiores e esfericidades superiores em relação às amostras laboratoriais, reflexo do processo de extração e do efeito abrasivo da compactação por rolos. Conclui-se que, embora a técnica 3D seja a mais robusta para uma caracterização completa, a abordagem 2D mantém-se útil como ferramenta complementar para inspeção visual e diagnóstico rápido de tendências microestruturais.

Palavras-Chave: Processamento Digital de Imagens; Microestrutura; Análise granulométrica; Propriedades morfológicas; Microtomografia computadorizada.

ABSTRACT

This research aims to compare two-dimensional and three-dimensional Digital Image Processing techniques for the microstructural characterization of asphalt mixtures, evaluating gradation, shape index, and sphericity. Hot Mix Asphalt specimens, composed of different gradation ranges from experimental sections were analyzed. The sampling included three specimens extracted from each segment after roller compaction and three laboratory-compacted specimens following the Superpave methodology. Based on images obtained via X-ray microcomputed tomography, a deep learning-based segmentation was performed using the U-Net architecture. The 2D analysis was conducted in the Fiji/ImageJ software, extracting particle properties from each cross-section and determining the optimal number of images to ensure the statistical representativeness of the results. For the 3D analysis, the Dragonfly 3D World software and Python-developed codes were used, applying the oriented bounding box method. The results, valid for the fraction larger than 2 mm, indicate that the 3D approach provides greater accuracy by preserving the real volumetric proportions of the aggregates. The 2D technique tends to underestimate particle dimensions but proves viable for sphericity analysis with a reduced number of images (approximately 35). Regarding the effect of compaction, field samples exhibited coarser gradations with greater variability, lower shape indices, and higher sphericity compared to laboratory samples, a reflection of the extraction process and the abrasive effect of roller compaction. It is concluded that while the 3D technique is the most robust for full characterization, the 2D approach remains useful as a complementary tool for visual inspection and rapid diagnosis of microstructural trends.

Keywords: Digital Image Processing; Microstructure; Gradation analysis; Morphological properties; X-ray micro-computed tomography.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Escalas das diferentes fases das misturas asfálticas.	18
Figura 2 – Elementos que compõem as imagens digitais.	20
Figura 3 – Principais etapas de um Processamento Digital de Imagens.	21
Figura 4 – Seccionamento sequencial.	22
Figura 5 – Processo de imageamento por meio de tomografia computadorizada. ...	24
Figura 6 – Pré-processamento de imagens.	26
Figura 7 – Esquema com as principais técnicas de segmentação de imagens.	27
Figura 8 – Segmentação de imagens.	28
Figura 9 – Visualizações microestruturais por métodos computacionais.	29
Figura 10 – Representação do diâmetro de Feret.	32
Figura 11 – Análise dimensional de partículas.	32
Figura 12 – Propriedades morfológicas dos agregados.	33
Figura 13 – Comparação entre técnicas de análises morfológicas 2D e 3D.	35
Figura 14 – Etapas metodológicas desenvolvidas.	36
Figura 15 – Localização dos segmentos.	37
Figura 16 – Perfil transversal dos segmentos.	37
Figura 17 – Curvas granulométricas da mistura do Segmento A - CAP 50/70.	40
Figura 18 – Curvas granulométricas da mistura do Segmento C - AMP 55/75.	42
Figura 19 – Equipamento de imageamento.	45
Figura 20 – Imageamento transversal.	46
Figura 21 – Ajuste pelo método do cilindro.	48
Figura 22 – Pré-processamento das imagens.	49
Figura 23 – Principais etapas da segmentação utilizando <i>segmentation wizard</i>	50
Figura 24 – Segmentação das imagens.	51
Figura 25 – Pós-processamento e separação das partículas.	52
Figura 26 – Ajuste granulométrico.	53
Figura 27 – Composição volumétrica.	54
Figura 28 – Etapas da análise bidimensional.	56
Figura 29 – Estabilização de dados pelo método da derivada.	58
Figura 30 – Evolução do PDI.	60
Figura 31 – Estimativa da granulometria tridimensional.	61
Figura 32 – Ajuste da caixa delimitadora em partículas no Dragonfly.	62

Figura 33 – Amostra virtual com partículas cúbicas de diferentes dimensões.	64
Figura 34 – Influência da AR na análise granulométrica por meio do PDI 3D.	69
Figura 35 – Médias passantes dos agregados do Segmento A.	70
Figura 36 – Médias passantes dos agregados do Segmento C.	72
Figura 37 – Número ótimo de imagens para determinação da granulometria.	74
Figura 38 – Granulometrias 2D das amostras moldadas e extraídas.	76
Figura 39 – Análise estatística para validação do método OBB aplicado às amostras virtuais cúbicas.	77
Figura 40 – Granulometrias 3D das amostras moldadas e extraídas.	79
Figura 41 – Granulometrias 2D e 3D das amostras moldadas em laboratório.	80
Figura 42 – Granulometrias 2D e 3D das amostras extraídas da pista.	81
Figura 43 – Influência da AR na análise das propriedades morfológicas por meio do PDI 3D.	83
Figura 44 – Amostra virtual completa.	84
Figura 45 – Índice de forma médio das partículas do Segmento A.	86
Figura 46 – Índice de forma médio das partículas do Segmento C.	87
Figura 47 – Número ótimo de imagens para determinação do índice de forma.	88
Figura 48 – Índices de forma médios finais 2D e 3D.	89
Figura 49 – Esfericidade média das partículas do Segmento A.	91
Figura 50 – Esfericidade média das partículas do Segmento C.	92
Figura 51 – Número ótimo de imagens para determinação da esfericidade.	94
Figura 52 – Esfericidades médias finais 2D e 3D.	95

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Características do ligante asfáltico convencional CAP 50/70.	38
Tabela 2 – Composição do material granular do Segmento A.....	39
Tabela 3 – Granulometria de projeto da mistura e limites da Faixa C.	39
Tabela 4 – Características do ligante asfáltico polimérico AMP 55/75.....	40
Tabela 5 – Composição do material granular do Segmento C	41
Tabela 6 – Granulometria de projeto da mistura e limites da Faixa B.....	41
Tabela 7 – Índices de forma dos agregados graúdos.....	42
Tabela 8 – Esfericidade dos agregados graúdos.	43
Tabela 9 – Nomenclatura de identificação das amostras.	44
Tabela 10 – Dimensões das amostras.	44
Tabela 11 – Cálculo do volume de ligante total das amostras.....	67
Tabela 12 – Cálculo do volume de agregados menores que 2 mm das amostras representativas.	68

LISTA DE SIGLAS E ABREVIATURAS

AIMS – *Aggregate Imaging Measurement System*
AMP – Asfalto Modificado por Polímero
AR – Amostra Representativa
BGS – Brita Graduada Simples
CAP – Cimento Asfáltico de Petróleo
CBUQ – Concreto Betuminoso Usinado a Quente
CLAHE – *Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization*
COMP – Amostra Completa
CSV – *Comma-Separated Values*
DF – Diâmetro de Feret
DIA – *Dynamic Image Analysis*
DNER – Departamento Nacional de Estradas e Rodagem
DNIT – Departamento Nacional de Infraestrutura de Transportes
IF – Índice de Forma
 L_{MAX} – Comprimento Máximo
 L_{MIN} – Comprimento Mínimo
 L_{INT} – Comprimento Intermediário
MaxDF – Máximo Diâmetro de Feret
MedDF – Médio Diâmetro de Feret
MinDF – Mínimo Diâmetro de Feret
OBB – *Oriented Bounding Box*
ORS – *Object Research Systems*
PDI – Processamento Digital de Imagens
SBS – *Styrene-butadiene-styrene*
SGC – *Superpave Gyratory Compactor*
SP – *Spindle*
STL – *Standard Tessellation Language*
TC – Tomografia Computadorizada
UFRJ – Universidade Federal do Rio de Janeiro
UFSM – Universidade Federal de Santa Maria
UNB – Universidade de Brasília
 μ TC – Microtomografia Computadorizada

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	13
1.1	Objetivos	15
1.1.1	Objetivo Geral	15
1.1.2	Objetivos Específicos	15
1.2	Estrutura do Trabalho	15
2	REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	17
2.1	Microestrutura de Misturas Asfálticas	17
2.1.1	Fases de uma Microestrutura	17
2.1.2	Influência da Compactação Asfáltica nas Microestruturas	18
2.2	Processamento Digital de Imagens (PDI)	20
2.2.1	Imageamento e Aquisição de Imagens	21
2.2.1.1	Seccionamento Sequencial	22
2.2.1.2	Tomografia Computadorizada (TC)	23
2.2.2	Pré-Processamento das Imagens	25
2.2.3	Segmentação	26
2.3	Caracterização Microestrutural por meio do PDI	29
2.3.1	Granulometria	31
2.3.2	Propriedades Morfológicas.....	33
3	MATERIAIS E MÉTODOS	36
3.1	Materiais	36
3.1.1	Segmento A	38
3.1.2	Segmento C	40
3.2	Etapas Laboratoriais	43
3.2.1	Obtenção das Amostras	43
3.2.2	Imageamento	45
3.3	Etapas Computacionais	46
3.3.1	Softwares	46
3.3.2	Processamento Digital das Imagens.....	47
3.3.3	Ajuste Granulométrico	52
3.3.4	Análise Bidimensional	55
3.3.5	Análise Tridimensional	59
4	RESULTADOS E DISCUSSÕES	67

4.1	Análise Granulométrica	67
4.1.1	Granulometria Bidimensional.....	70
4.1.2	Granulometria Tridimensional.....	77
4.1.3	Comparação 2DX3D	80
4.2	Análise Morfológica	83
4.2.1	Índice de Forma	85
4.2.2	Esfericidade	91
5	CONSIDERAÇÕES FINAIS	97
5.1	Conclusões	97
5.2	Sugestões para Trabalhos Futuros.....	98
	REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	100
	APÊNDICE A.....	107
	APÊNDICE B.....	108
	APÊNDICE C.....	109

1 INTRODUÇÃO

As principais rodovias do Brasil são pavimentadas com revestimentos asfálticos, os quais visam proporcionar melhores condições de trafegabilidade aos usuários e garantir que o sistema modal rodoviário atenda às suas demandas (Bernucci *et al.*, 2022). Tais misturas asfálticas caracterizam-se como materiais compósitos heterogêneos e funcionalmente graduados, constituídos por agregados graúdos, agregados miúdos, ligante asfáltico, fíler e vazios de ar (Underwood e Kim, 2013). Segundo Wang (2010), a microestrutura das misturas asfálticas é definida pela distribuição espacial e configuração geométrica desses componentes.

O desempenho mecânico dessas misturas sob cargas de tráfego veicular é influenciado diretamente pelas propriedades físicas e proporções dos constituintes, com destaque para os agregados graúdos (Vavrik *et al.*, 2002). Estes podem representar mais de 90% da massa total da mistura, desempenhando papel fundamental na estruturação microestrutural ao formarem um esqueleto pétreo responsável pela capacidade de suporte do material (Xing *et al.*, 2019; Zhang *et al.* 2023). Dessa forma, a caracterização microestrutural das misturas asfálticas está intrinsecamente relacionada às propriedades de seus agregados constituintes (Gao *et al.*, 2018).

Os órgãos fiscalizadores exigem diversos ensaios para monitorar essas propriedades nos materiais empregados em obras de pavimentação. As metodologias convencionais para análise de propriedades como granulometria e morfologia, embora utilizem equipamentos relativamente simples, são manuais e demandam tempo considerável para execução (Bessa *et al.*, 2012). Adicionalmente, essas análises são realizadas previamente à produção e aplicação da mistura, não existindo atualmente métodos consolidados para avaliação do produto final aplicado em pista ou da influência de fatores construtivos, como a compactação, no arranjo microestrutural das misturas asfálticas.

Essa limitação tem motivado pesquisadores a adotarem métodos computacionais como alternativa. Entre estes, destaca-se o Processamento Digital de Imagens (PDI), que aborda aspectos relacionados à extração de propriedades de interesse tanto em imagens bidimensionais quanto em representações tridimensionais, fornecendo caracterizações precisas dos agregados por meio de técnicas de imageamento (Bruno *et al.*, 2012).

A Tomografia Computadorizada (TC) tem se consolidado como uma das técnicas de imageamento mais promissoras. Este método permite a aquisição de imagens de alta resolução, gerando volumes significativos de dados por amostra (Taheri-Shakib e Al-Mayah, 2023). Como vantagem adicional, a técnica é não destrutiva, permitindo tanto a análise computacional das propriedades microestruturais quanto a preservação da integridade física das amostras para a realização subsequente de ensaios físicos e mecânicos complementares, mantendo suas propriedades originais.

A metodologia de análise bidimensional permite avaliar propriedades planares de agregados seccionados em cada imagem, caracterizando-se como uma técnica relativamente simples e rápida para avaliações microestruturais. No entanto, apresenta restrições quanto à dependência do plano de imageamento e à influência da direção de visualização nas análises (Tripathi *et al.*, 2025). Outro aspecto relevante refere-se à determinação do número ideal de imagens necessário para representar estatisticamente as propriedades reais das partículas sem comprometer as vantagens operacionais do método (Cepuritis, *et al.*, 2017).

A abordagem tridimensional, por sua vez, permite caracterizar propriedades volumétricas dos agregados por meio de reconstruções virtuais geradas a partir do processamento sequencial de extensos conjuntos de imagens (Xing *et al.*, 2019). Essa técnica possibilita a visualização espacial da distribuição das partículas, impossível de ser obtida com métodos tradicionais. Embora forneça dados para análises de alta precisão, pode demandar recursos computacionais significativos e elevado tempo de processamento (Tripathi *et al.*, 2025).

Diante desse contexto, evidencia-se a necessidade de explorar metodologias computacionais que permitam identificar as propriedades microestruturais reais de misturas asfálticas de forma prática e precisa. Portanto, esta pesquisa propõe uma comparação sistemática entre técnicas bidimensionais e tridimensionais de PDI obtidas por microtomografia computadorizada para extração de propriedades granulométricas e morfológicas.

1.1 Objetivos

1.1.1 Objetivo Geral

Esta pesquisa tem como objetivo avaliar comparativamente a efetividade técnica da aplicação de métodos de Processamento Digital de Imagens 2D e 3D para caracterização quantitativa e acurada das propriedades granulométricas e morfológicas de misturas asfálticas.

1.1.2 Objetivos Específicos

- Avaliar a eficácia dos métodos 2D e 3D de Processamento Digital de Imagens na análise da granulometria, índice de forma e esfericidade dos agregados de misturas asfálticas densas com diferentes faixas granulométricas;
- Verificar se os métodos de compactação de campo e laboratorial influenciam nas propriedades granulométricas e morfológicas em diferentes misturas asfálticas;
- Organizar um sistema simplificado/semiautomatizado para extração das propriedades microestruturais por meio do PDI de imagens obtidas por microtomografia computadorizada;
- Determinar o número ótimo de fatias 2D capazes de representar estatisticamente as propriedades microestruturais de misturas asfálticas.

1.2 Estrutura do Trabalho

O presente trabalho está organizado em cinco capítulos principais.

No Capítulo 1 é apresentado o direcionamento da pesquisa, abrangendo a introdução e a abordagem dos objetivos do trabalho.

No Capítulo 2 é desenvolvido o estudo de revisão bibliográfica acerca da caracterização microestrutural de misturas asfálticas e do Processamento Digital de

Imagens, abordando os métodos de imageamento existentes, as diversas etapas de processamento e as técnicas de análise 2D e 3D.

No Capítulo 3 é descrita a metodologia empregada para o desenvolvimento da pesquisa, com detalhamento dos materiais utilizados, ensaios laboratoriais realizados e etapas computacionais executadas.

No Capítulo 4 são apresentados os resultados obtidos e as suas respectivas discussões.

No Capítulo 5 são apresentadas as considerações finais, que incluem as conclusões a respeito da representatividade dos resultados encontrados em relação aos objetivos propostos e sugestões para trabalhos futuros.

2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

2.1 Microestrutura de Misturas Asfálticas

As misturas asfálticas são materiais compósitos heterogêneos constituídos por ligante asfáltico, agregados graúdos, agregados miúdos, filer e vazios de ar (Masad *et al.*, 1999b; Liu *et al.*, 2011). O desempenho dessas misturas sob cargas de tráfego e condições ambientais depende diretamente das propriedades físicas e proporções relativas de cada componente, além de ser influenciado pelo tipo e grau de compactação a que foram submetidas (Vavrik *et al.*, 2002; Vasconcelos *et al.*, 2005).

Conforme Wang (2010), a microestrutura das misturas asfálticas é definida pela composição, configuração geométrica e distribuição dos agregados, do ligante e dos vazios. O autor ressalta que a caracterização microestrutural não se restringe à escala microscópica, sendo possível identificar macroscopicamente os constituintes e suas distintas fases.

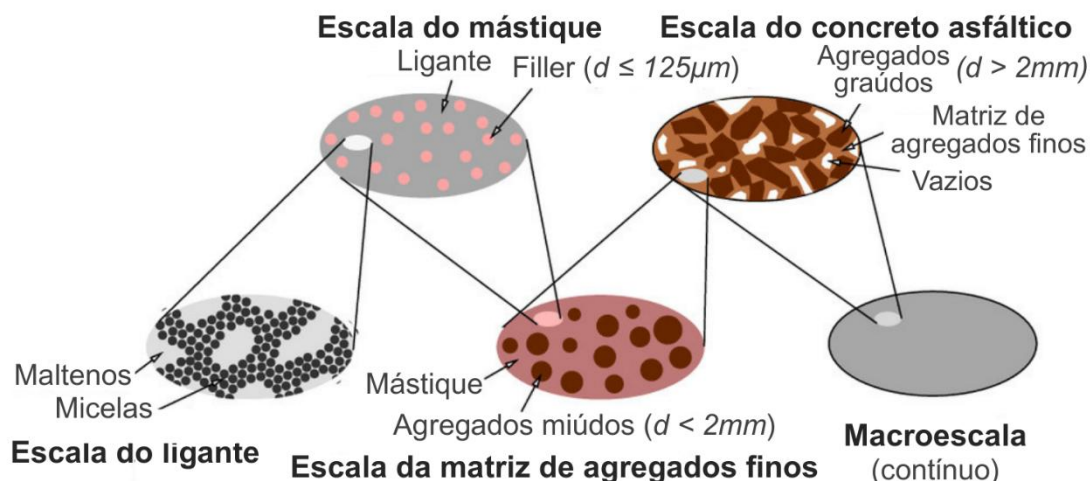
2.1.1 Fases de uma Microestrutura

Para compreender os mecanismos de interação entre os componentes microestruturais, é fundamental analisar sistematicamente cada fase do material. Segundo Underwood e Kim (2013), as três principais fases da microestrutura de uma mistura asfáltica são os agregados graúdos, os vazios de ar e a matriz de agregados finos, que é composta pelo ligante asfáltico, material de enchimento e agregados finos. Essas fases desempenham funções cruciais na resistência mecânica dos pavimentos. Na Figura 1 são apresentadas as fases das misturas asfálticas em diferentes escalas de observação.

A matriz de agregados finos desempenha funções essenciais na estrutura interna das misturas asfálticas, incluindo o preenchimento volumétrico, estruturação das partículas e interações físico-químicas com o ligante asfáltico (Davis e Castorena, 2015). Embora represente uma fração volumétrica reduzida da mistura, sua influência no comportamento viscoelástico e nas propriedades de deformação é significativa (Zarei *et al.*, 2025). Estudos comprovam que os principais defeitos em pavimentos frequentemente se originam na matriz de agregados finos, caracterizando-a como uma escala crítica para avaliação da formação de sulcos por deformação permanente,

propagação de fissuras por fadiga e rachaduras em baixas temperaturas (Kim *et al.*, 2007; Li *et al.*, 2018; Zhao *et al.*, 2021a).

Figura 1 – Escalas das diferentes fases das misturas asfálticas.



Fonte: Adaptado de Aigner *et al.* (2012).

Na escala macroscópica, os agregados graúdos predominam na composição do concreto asfáltico, representando em torno de 90% da massa total da mistura (Xing *et al.*, 2019). Essa predominância confere aos agregados graúdos um papel fundamental na estruturação interna, formando um esqueleto pétreo responsável pela capacidade de suporte desses materiais. Este esqueleto pétreo consiste no arranjo, distribuição espacial, distribuição direcional e pontos de contato entre partículas, resultando em um aumento da resistência mecânica devido aos mecanismos de transferência de tensões entre os agregados (Vasconcelos *et al.*, 2005; Gao *et al.*, 2018).

2.1.2 Influência da Compactação Asfáltica nas Microestruturas

A disposição dos agregados que constituem o esqueleto pétreo é um parâmetro microestrutural determinado diretamente pelo processo de compactação. Durante essa etapa, a aplicação de forças externas promove a redução dos vazios de ar na mistura. Nesse processo, os agregados sofrem rearranjo, com eliminação parcial do ar, e a mistura asfáltica passa de um estado solto para um estado denso (Ribas e Thives, 2019). As orientações das partículas resultantes podem variar desde uma

distribuição totalmente aleatória até uma distribuição direcional predominante, particularmente no caso de agregados graúdos (Vasconcelos *et al.*, 2005).

Teoricamente, o processo de compactação visa promover a reorientação e interligação dos agregados, sem modificar suas propriedades granulométricas e morfológicas intrínsecas. Entretanto, na prática, a aplicação de altas energias ou forças excessivas pode resultar na degradação dos agregados. Partículas com formato lamelar ou alongado (baixa esfericidade) são particularmente suscetíveis à fratura sob compactação com altas energias, fenômeno mais pronunciado nos processos executados em campo. Consequentemente, a quebra dessas partículas pode introduzir material fino na mistura, alterando sua composição granulométrica final (Masad *et al.*, 1999b; Wang *et al.*, 2020).

Bessa *et al.* (2012) afirmam que, ao comparar duas misturas asfálticas consideradas idênticas, mas compactadas com métodos distintos, é possível identificar diferenças em suas características microestruturais devido à variação na distribuição dos agregados. Embora seja possível simular em laboratório o estado de compactação de campo, ainda existem distinções significativas entre os dois ambientes (Ribas e Thives, 2019).

Diversos pesquisadores têm realizado estudos comparativos sobre métodos de compactação e propriedades macroestruturais das misturas. Yue *et al.* (1995) compararam a estrutura interna de amostras compactadas em campo (com rolos) e em laboratório (pelos métodos Marshall e *Superpave Gyratory Compactor* - SGC), concluindo que o método SGC produziu uma distribuição mais uniforme dos agregados. Ribas e Thives (2019), ao avaliarem diferentes métodos de compactação, constataram que o método Marshall apresentou maior variabilidade nos resultados de segregação dos agregados em comparação com a compactação convencional de campo com rolos.

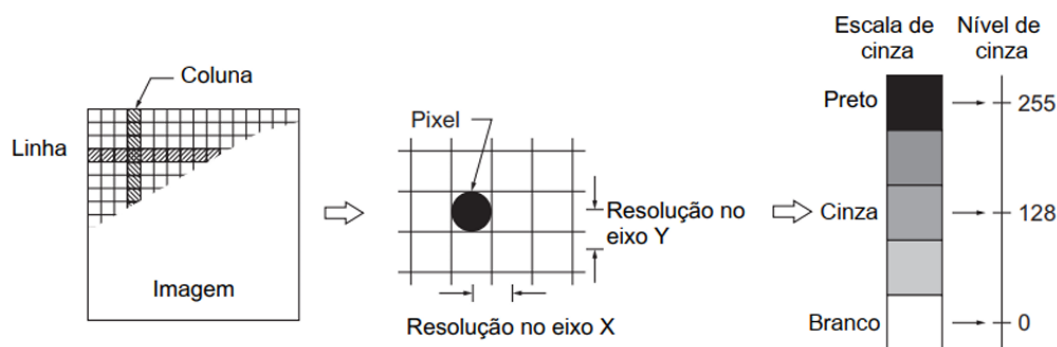
Por representar a fase de maior proporção, a avaliação da estabilidade e do desempenho das misturas asfálticas requer uma caracterização microestrutural precisa de seus agregados, incluindo tamanho, orientação, formato, angularidade e textura (Gao *et al.*, 2018). Essa ênfase na microestrutura é fundamental para compreender as distinções funcionais observadas nos estudos de compactação. Os métodos convencionais para verificação dessas propriedades consistem em procedimentos manuais que, embora utilizem equipamentos relativamente simples, demandam tempo considerável para execução (Bessa *et al.*, 2012).

Esses fatores, somados aos avanços tecnológicos recentes, têm propiciado a adoção crescente de métodos computacionais como complemento aos ensaios laboratoriais convencionais. Entre essas técnicas, destaca-se o Processamento Digital de Imagens, que permite analisar com alto nível de detalhe e resolução a estrutura interna das misturas, além de extrair propriedades específicas de cada componente de forma automatizada (Xiao *et al.*, 2024).

2.2 Processamento Digital de Imagens (PDI)

Segundo Gonzalez e Woods (2007), o PDI consiste na manipulação computacional de representações discretas de cenas, expressas como funções bidimensionais $f(x, y)$, em que x e y representam coordenadas espaciais discretas e $f(x, y)$ corresponde ao nível de intensidade ou tonalidade em cada ponto. Essas imagens digitais são compostas por elementos finitos denominados *pixels*, cada um caracterizado por suas coordenadas espaciais (x, y) e por valores específicos de intensidade de cores, conforme representado na Figura 2 (Sun, 2016).

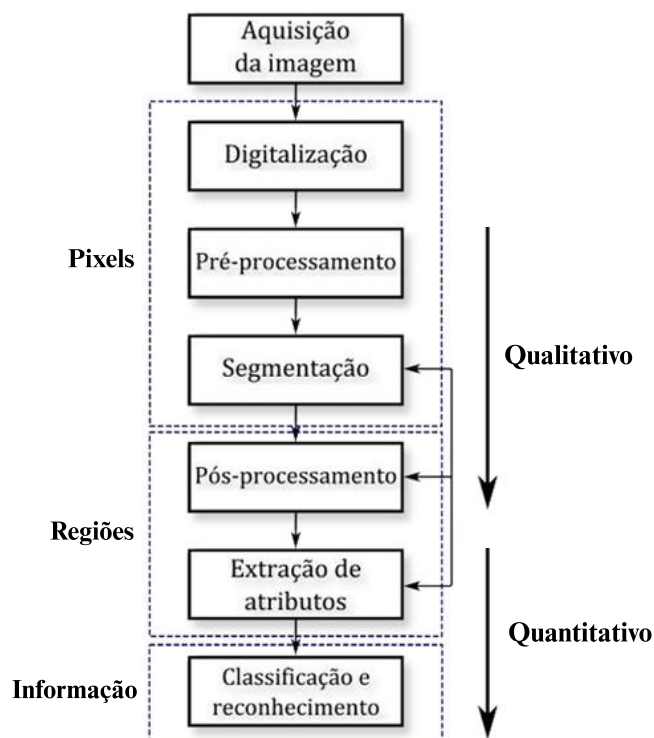
Figura 2 – Elementos que compõem as imagens digitais.



Fonte: Adaptado de Sun (2016).

O PDI envolve a aplicação de um conjunto de técnicas para captação, representação e transformação de imagens por meios computacionais, com o objetivo de identificar individualmente cada *pixel*, delimitar regiões conforme seus diferentes níveis de cor e classificar os objetos presentes nas imagens (Pedrini e Schwartz, 2008). Persechino e Albuquerque (2015) ressaltam que a análise qualitativa e quantitativa por meio do PDI compreende etapas sequenciais fundamentais, conforme ilustrado no esquema apresentado na Figura 3.

Figura 3 – Principais etapas de um Processamento Digital de Imagens.



Fonte: Adaptado de Persechino e Albuquerque (2015).

2.2.1 Imageamento e Aquisição de Imagens

O imageamento consiste no processo de aquisição de imagens digitais de objetos de interesse. Nesta etapa, ocorre não apenas a captura da imagem através de dispositivos ou sensores especializados, mas também sua conversão para uma representação adequada aos subsequentes processamentos computacionais (Pedrini e Schwartz, 2008). O processo de aquisição de imagens envolve uma fonte que emite energia refletida pela estrutura a ser imageada, e os sensores, que funcionam como elementos digitalizadores dos sinais captados (Gonzalez e Woods, 2007; Persechino e Albuquerque, 2015).

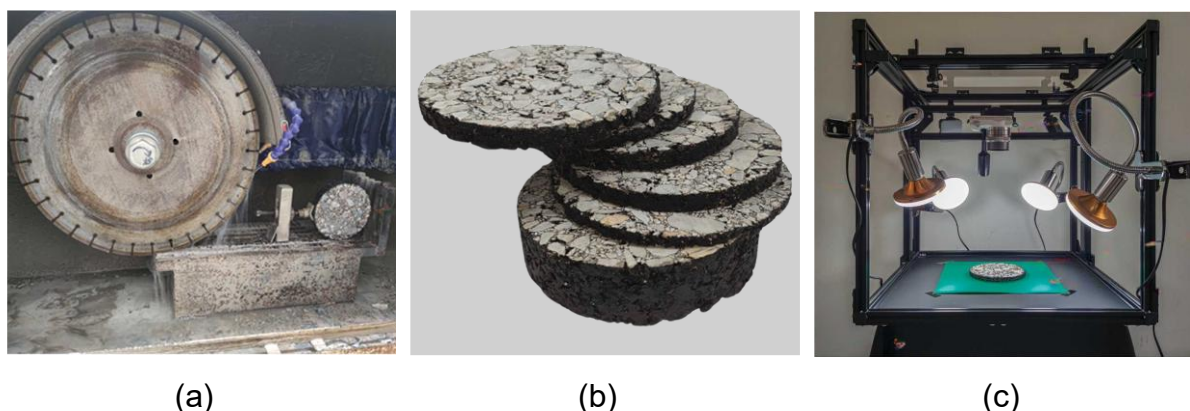
Segundo Pedrini e Schwartz (2008), os sensores de imageamento podem apresentar características distintas quanto à resolução espacial, velocidade de operação, precisão de captação e custo. Entre os principais dispositivos utilizados destacam-se as câmeras digitais, tomógrafos, *scanners* e satélites, cada um com suas peculiaridades técnicas e aplicações específicas. Nos subitens seguintes, serão abordados os principais métodos empregados no imageamento de misturas asfálticas, que utilizam alguns desses dispositivos.

2.2.1.1 Seccionamento Sequencial

O seccionamento sequencial destaca-se como um dos métodos mais utilizados para exposição de seções de misturas asfálticas, principalmente por empregar equipamentos acessíveis e de operação relativamente simples. Este processo consiste no fatiamento da amostra em planos de interesse, que podem ser orientados em diferentes sentidos, seguido do imageamento de cada seção exposta (Yue *et al.*, 1995). Trata-se de um método destrutivo, cuja etapa de fatiamento pode ser realizada tanto por serragem quanto por desgaste gradativo.

No método de serragem, a extração das fatias é realizada mediante o uso de serras específicas, conforme o exemplo ilustrado na Figura 4 (a). Um fator característico desta técnica é o número limitado de imagens que pode ser obtido, o qual depende tanto das dimensões físicas da amostra quanto da habilidade do operador em extrair fatias o mais finas possível (Yucel, 2024). Na Figura 4 (b) estão apresentados exemplos de fatias obtidas por serragem. Ao longo dos anos, esta técnica tem sido amplamente adotada em pesquisas, incluindo os trabalhos de Yue *et al.* (1995), Bessa *et al.* (2012), Yucel (2024) e Liu *et al.* (2024).

Figura 4 – Seccionamento sequencial. (a) Fatiamento por serragem. (b) Fatias obtidas. (c) Imageamento com câmera digital.



Fonte: Adaptado de Liu *et al.* (2024).

Quanto ao método de desgaste gradativo ou *serial sectioning*, este é realizado através de ciclos sucessivos de lixamento ou polimento, intercalados com etapas de imageamento das seções expostas. Embora possa ser executado manualmente, atualmente existem equipamentos especializados capazes de automatizar todo o

processo. Conforme Echlin *et al.* (2020), basta posicionar adequadamente a amostra e configurar a superfície de desgaste para que o equipamento inicie automaticamente o processo mecânico de desgaste gradativo. Esta abordagem permite a aquisição de um número elevado de imagens, embora requeira um tempo considerável para sua execução. Alkemper e Voorhees (2001) aplicaram esta técnica para extrair cerca de 20 seções por hora, com espaçamentos da ordem de poucos milímetros entre elas.

O registro das seções expostas pelos métodos de seccionamento serial pode ser efetuado por meio de diferentes equipamentos. Yucel (2024) empregou um *scanner* de mesa convencional com resolução de 600 dpi capaz de alcançar um nível de nitidez suficiente para o cálculo de propriedades descritivas, demonstrando a eficiência e a economia deste método. Segundo Gonzalez e Woods (2007), os *scanners* de mesa operam com sensores por varredura em linha, que capturam uma linha de imagem por vez, sendo que o movimento do arranjo linear de sensores completa a segunda dimensão da imagem, permitindo assim a digitalização completa com alta resolução.

Outra abordagem de imageamento das seções expostas que é bastante difundida emprega câmeras digitais. Liu *et al.* (2024) utilizaram uma câmera digital estática montada em uma plataforma estrutural de alumínio, dotada de sistema de iluminação uniforme e envolta por tecido preto do tipo *blackout*, conforme mostrado na Figura 4 (c). Os autores destacam a importância de corrigir os efeitos de distorções de lente e variações angulares nas imagens obtidas. De acordo com Gonzalez e Woods (2007), este cuidado é necessário porque as câmeras digitais utilizam sensores matriciais e de luz que dependem da energia luminosa incidente sobre a superfície do sensor. Embora as imagens assim obtidas apresentem menor ruído em comparação com outras metodologias, sua resolução está diretamente relacionada com a uniformidade da iluminação.

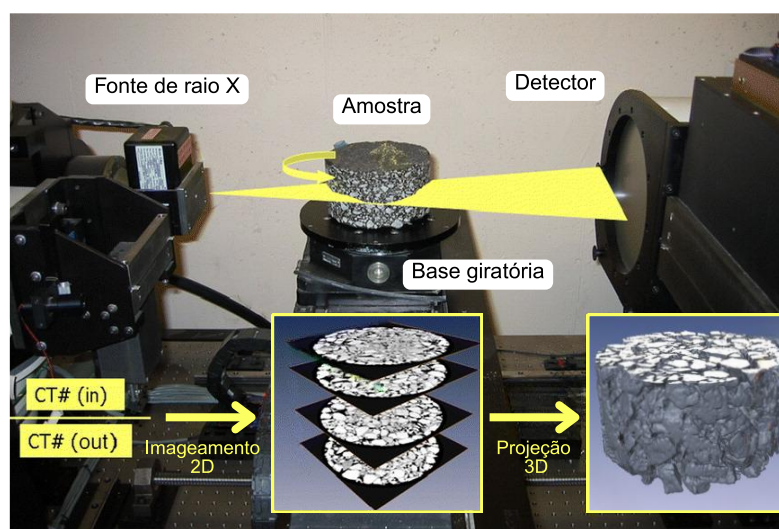
2.2.1.2 Tomografia Computadorizada (TC)

A Tomografia Computadorizada (TC) consiste em uma técnica de imageamento não invasiva e não destrutiva que possibilita a visualização da estrutura interna de materiais com elevada resolução espacial, variando de 0,5 mm em equipamentos convencionais até valores inferiores a 0,005 mm em tomógrafos micrométricos (Taheri-Shakib e Al-Mayah, 2023). Originalmente desenvolvida para aplicações

médicas, esta técnica foi posteriormente adaptada para outras áreas do conhecimento. Atualmente, a Microtomografia Computadorizada (μ TC) destaca-se como ferramenta fundamental para análise de materiais, graças à sua alta resolução e capacidade de investigação microestrutural em múltiplas escalas (Du Plessis e Boshoff, 2019).

Conforme Taheri-Shakib e Al-Mayah (2023), ambos os tipos de tomografia empregam radiação de raios X, diferenciando-se pelo padrão de emissão, em geral, a TC convencional utiliza feixes em formato de leque e a μ TC opera com feixes em formato cônico. Kutay *et al.* (2010) descrevem este processo como a emissão de raios X pela fonte com intensidades conhecidas, passagem da radiação através de uma amostra rotativa posicionada entre a fonte e o detector, e a detecção e registro dessas intensidades atenuadas. Este processo está representado na Figura 5.

Figura 5 – Processo de imageamento por meio de tomografia computadorizada.



Fonte: Adaptado de Kutay *et al.* (2010).

A base giratória do equipamento permite uma varredura completa do corpo de prova, possibilitando a aquisição de um elevado número de imagens de projeção 2D (tipicamente entre 500 e 4000) durante uma rotação completa de 360° (Du Plessis e Boshoff, 2019). Este extenso conjunto de imagens serve como base para o processamento computacional, que reconstrói tridimensionalmente a amostra através de dados volumétricos, conforme exemplificado na Figura 5.

As reconstruções computacionais consistem em grades tridimensionais de *voxels* (elementos volumétricos equivalentes aos *pixels* em 2D), cujos valores de

brilho correlacionam-se com a densidade de raios X do material representado. Esta representação volumétrica permite análises quantitativas da microestrutura gerada mediante programas especializados (Kutay *et al.*, 2010). Diversos pesquisadores têm empregado *softwares* comerciais para tais reconstruções de misturas asfálticas, como exemplificado por Xing *et al.* (2019) no estudo da distribuição granulométrica utilizando o *software* VGSTUDIO MAX, e por Enriquez-León *et al.* (2022) na quantificação de vazios de ar através dos *softwares* Fiji/ImageJ e DragonFly.

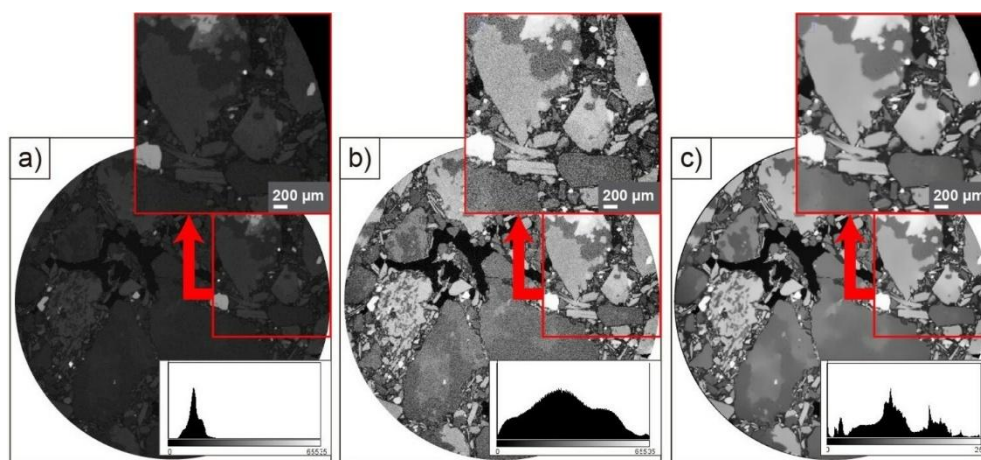
Du Plessis e Boshoff (2019) ressaltam que a exigência computacional e o tempo de processamento aumentam proporcionalmente ao nível de detalhe e precisão requeridos nas análises quantitativas. Esta limitação tem motivado o desenvolvimento de algoritmos e programas especializados para otimização do PDI conforme demonstrado nos trabalhos de Zelelew *et al.* (2008), Zelelew *et al.* (2013) e Kutay *et al.* (2010).

2.2.2 Pré-Processamento das Imagens

As imagens obtidas no imageamento podem apresentar imperfeições decorrentes das condições de iluminação ou das características dos equipamentos utilizados. Por isso, frequentemente torna-se necessária a aplicação de técnicas conhecidas como etapas de pré-processamento, que envolvem a manipulação das imagens para torná-las mais adequadas a uma aplicação específica, conforme os objetos de interesse (Gonzalez e Woods, 2007; Pedrini e Schwartz, 2008).

Segundo Gonzalez e Woods (2007), as técnicas de pré-processamento são diversas e podem abranger uma variedade de processamentos distintos, dependendo do *software* utilizado. Os autores destacam que entre as técnicas mais empregadas para a melhoria da qualidade das imagens estão a de equalização de histogramas (para correção de contraste e brilho), os filtros Gaussianos (para suavização e redução dos ruídos), e os filtros de média e mediana (também para suavização e redução dos ruídos). Na Figura 6 é exemplificada uma sequência de filtros aplicados por Enriquez-León *et al.* (2022) no pré-processamento de imagens de misturas asfálticas.

Figura 6 – Pré-processamento de imagens. a) Imagem original. b) Após aplicação de filtro equalizador. c) Após aplicação de filtro redutor de ruídos.



Fonte: Enriquez-León *et al.* (2022).

Embora o pré-processamento seja considerado por muitos autores como uma etapa crucial no PDI, Coenen *et al.* (2012) alertam que essas técnicas devem ser aplicadas com cautela e dentro dos limites de necessidade de tratamento das imagens. Isso porque podem causar um efeito de “suavização excessiva”, resultando na perda de informações dos objetos presentes nas imagens. Os autores ainda destacam que esta perda pode afetar uma zona de até 5 *pixels* ao redor dos objetos, dificultando a determinação precisa de suas bordas delimitadoras, principalmente em objetos de pequenas dimensões.

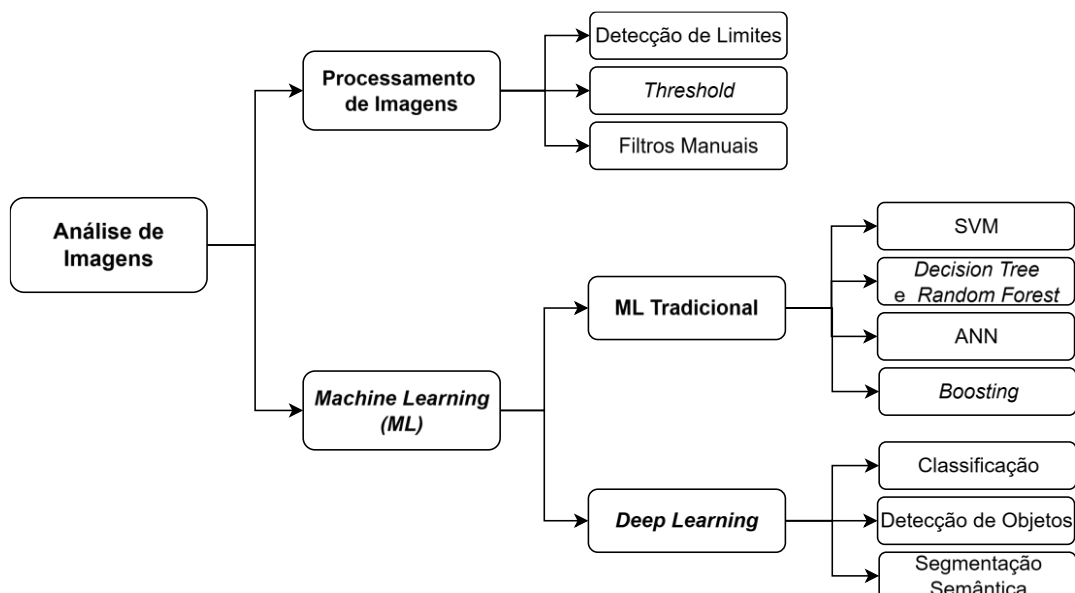
2.2.3 Segmentação

Após a aplicação das técnicas de pré-processamento, as imagens tratadas passam pelo processo de segmentação. Esta etapa consiste na identificação e separação das regiões ou objetos de interesse que compõem cada imagem, com base na diferenciação de seus níveis de cinza (Gonzalez e Woods, 2007). Considera-se a segmentação como a etapa mais crítica do processamento de imagens, uma vez que influencia diretamente a precisão das análises quantitativas subsequentes realizadas computacionalmente (Pedrini e Schwartz, 2008).

A segmentação de imagens de misturas asfálticas representa um desafio para os pesquisadores, pois mesmo após os tratamentos iniciais, as imagens podem ainda apresentar fases com tonalidades muito similares, decorrentes das colorações dos

agregados e do ligante asfáltico. Diante dessa dificuldade, diversos pesquisadores, como Enriquez-León *et al.* (2022) e Sholevar *et al.* (2022), têm empregado diferentes técnicas de segmentação, conforme exemplificado na Figura 7.

Figura 7 – Esquema com as principais técnicas de segmentação de imagens.



Fonte: Adaptado de Sholevar *et al.* (2022).

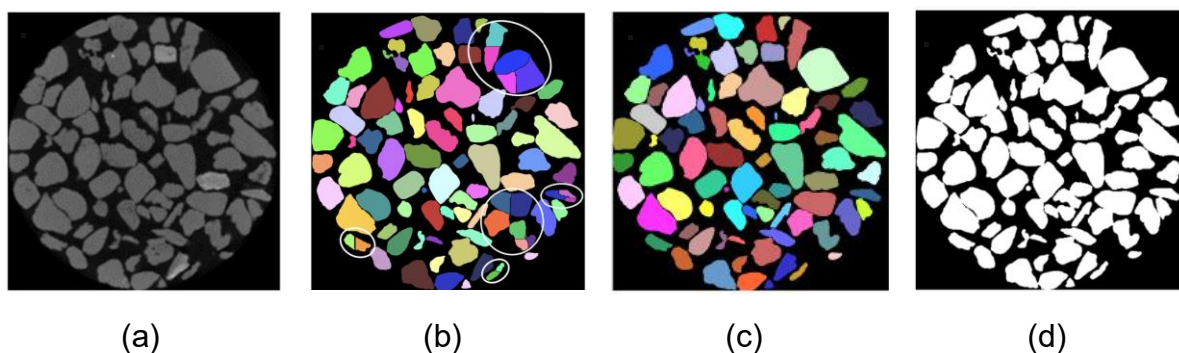
Entre as técnicas mais utilizadas destaca-se o *thresholding* (ou limiarização), conhecido por sua rapidez e simplicidade de processamento. Este método baseia-se na seleção de um valor limiar adequado para identificar as fases de interesse, utilizando como referência um histograma da distribuição de tons de cinza na imagem (Gonzalez e Woods, 2007). Entretanto, apresenta baixa taxa de reprodutibilidade, pois depende fundamentalmente da interpretação visual do operador, da complexidade do material analisado e da homogeneidade das imagens (Enriquez-León *et al.*, 2022).

Visando eliminar as incertezas do processo e automatizar a segmentação, uma abordagem alternativa é a utilização do *machine learning* (aprendizado de máquina). Esta técnica envolve o treinamento de um modelo computacional mediante a indicação manual das fases de interesse, utilizando posteriormente inteligência artificial para sua identificação automática (Enriquez-León *et al.*, 2022). O modelo assim desenvolvido permite que o treinamento realizado com um conjunto limitado de fatias armazene dados suficientes para segmentar um volume significativo de imagens, mantendo elevada reprodutibilidade (Sholevar *et al.*, 2022).

Outro método avançado de segmentação fundamentado em princípios de inteligência artificial é o *deep learning* (aprendizado profundo). Esta técnica emprega algoritmos baseados em redes neurais artificiais capazes de processar e aprender padrões complexos nos dados (Goodfellow *et al.*, 2016). Tais algoritmos podem identificar autonomamente os padrões registrados em poucos comandos de treinamento e proporcionar uma segmentação eficiente e precisa (Sholevar *et al.*, 2022). Entretanto, como destacam Enriquez-León *et al.* (2022), a profundidade das redes neurais é diretamente proporcional aos parâmetros de treinamento, o que significa que análises mais complexas e detalhadas podem demandar capacidade computacional substancial.

Concluída a identificação e separação das fases, a etapa final do processo de segmentação envolve a análise comparativa entre cada imagem segmentada e a original, com o objetivo de avaliar a necessidade de aplicação de filtragem adicional. Esta etapa, denominada de pós-processamento, tem como finalidade corrigir objetos delimitados incorretamente ou preencher vazios indesejados resultantes de problemas na segmentação, como o exemplo ilustrado na Figura 8 (b) e na 8 (c) (Alshembari *et al.*, 2024). Nesta etapa também é feita a separação de agregados em contato, para evitar que o *software* os identifique como partículas únicas.

Figura 8 – Segmentação de imagens. a) Imagem original. b) Problemas de segmentação. c) Aplicação da filtragem de pós-processamento. d) Imagem binária.



Fonte: Adaptado de Alshembari *et al.* (2024).

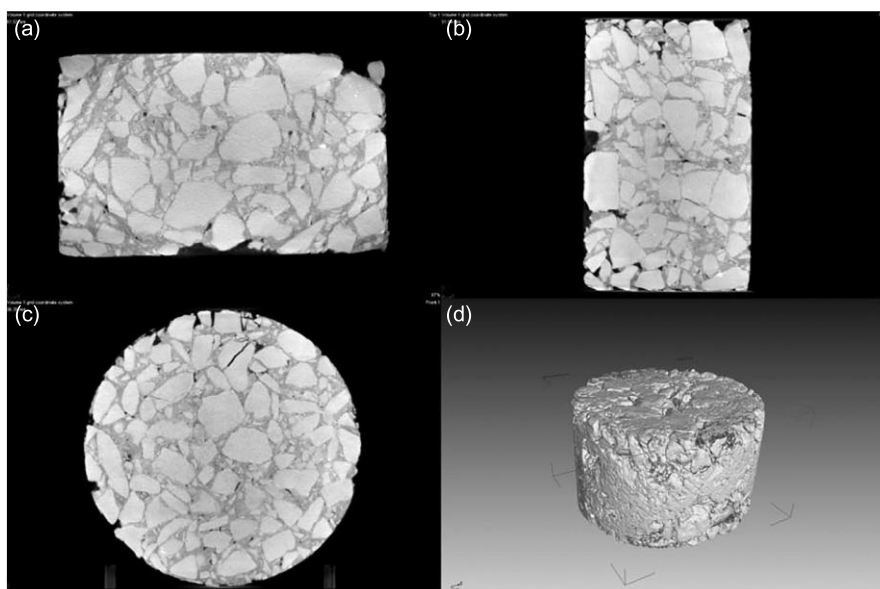
Após essas correções, realiza-se a binarização para caracterização de cada fase identificada, conforme representado na Figura 8 (d). Neste estágio, as imagens estão prontas para as análises quantitativas das propriedades de suas partículas e posterior caracterização microestrutural das misturas asfálticas.

2.3 Caracterização Microestrutural por meio do PDI

A caracterização microestrutural por meio do PDI permite a visualização e análise de diferentes regiões das amostras em múltiplos planos, através da captura de seções. Além disso, as reconstruções virtuais tridimensionais possibilitam representar o esqueleto pétreo com riqueza de detalhes e visualizar espacialmente a distribuição das partículas, resultados impossíveis de obter com métodos tradicionais (Gao *et al.*, 2018). A Figura 9 ilustra exemplos dessas técnicas computacionais, apresentando tanto seções longitudinais e transversais quanto reconstruções tridimensionais completas.

A análise bidimensional permite extrair propriedades geométricas planares, como área projetada e perímetro de partículas, sendo um método mais simples e rápido para avaliações microestruturais. Contudo, apresenta sensibilidade ao ponto de captação das imagens, resultando em análises dependentes da direção de visualização (Tripathi *et al.*, 2025). Exemplos de seções expostas por cortes em diferentes direções são apresentados na Figura 9 (a), 9 (b) e 9 (c), respectivamente.

Figura 9 – Visualizações microestruturais por métodos computacionais.



Fonte: Adaptado de Gao *et al.* (2018).

Entre os pesquisadores que têm investigado esses efeitos na caracterização de agregados e misturas asfálticas, destaca-se o trabalho de Kuo e Freeman (1998), os quais compararam métodos de imageamento horizontal e vertical para análise

granulométrica. Eles observaram que as seções horizontais tendem a apresentar agregados graúdos de maiores dimensões quando comparadas às seções verticais, devido à orientação horizontal das partículas ordenada pela compactação da mistura.

Outro ponto de discussão entre pesquisadores refere-se ao número ideal de imagens necessárias para representar adequadamente as propriedades reais das partículas. Cepuritis *et al.* (2017) defendem que este processo deve equilibrar significância estatística com praticidade metodológica. Em estudos práticos, Li *et al.* (2023) analisaram a granulometria e morfologia de partículas individualmente com oito a doze imagens 2D, mas reconheceram limitações na representação da geometria tridimensional real. Já Zhao *et al.* (2021b) relataram que mesmo 50 imagens 2D não permitem capturar fielmente a geometria real das partículas.

A análise tridimensional via PDI permite caracterizar propriedades volumétricas como comprimento, largura, espessura, volume e área superficial das partículas. Embora tendam a oferecer maior precisão na representação das características reais, quando comparadas às técnicas 2D, a consideração de uma dimensão a mais pode exigir um esforço significativo no processamento dos dados e na varredura das partículas (Tripathi *et al.*, 2025). Tal fato pode levar a um consumo de tempo considerável de processamento, exigir estrutura computacional potente e de alto custo, e demandar muito trabalho para chegar na representação final, como o exemplo apresentado na Figura 9 (d).

Cada vez mais, os métodos 3D têm ganhado popularidade na comunidade científica. Zelelew *et al.* (2008) desenvolveram algoritmos para processamento automatizado de imagens de tomografia computadorizada, visando a caracterização da distribuição dos agregados graúdos, matriz de agregados finos e vazios. Recentemente, Xiao *et al.* (2024) aplicaram o PDI com *machine learning* para análises granulométricas 3D de agregados graúdos em misturas asfálticas densamente compactadas.

No subitem seguinte apresentam-se propriedades relevantes dos agregados para caracterização das misturas asfálticas, abordando-se com maior profundidade as técnicas de PDI 2D e 3D aplicadas às análises.

2.3.1 Granulometria

Segundo Bernucci *et al.* (2022), os agregados aplicados em pavimentação asfáltica podem ser classificados conforme sua natureza, tamanho, distribuição dos grãos e propriedades morfológicas. Quanto à dimensão, a norma DNIT 412/2019 - ME, que estabelece diretrizes para ensaios de determinação granulométrica, classifica os agregados em graúdos, miúdos e material de enchimento (fíler).

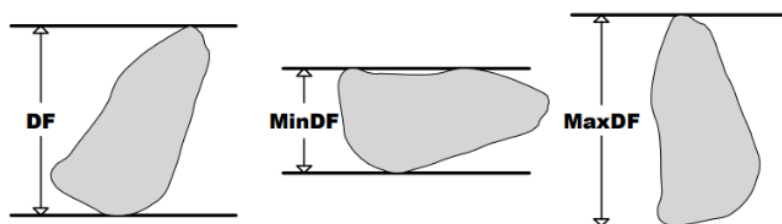
Em relação à distribuição granulométrica, Bernucci *et al.* (2022) afirmam que este parâmetro influencia significativamente as principais propriedades das misturas asfálticas, incluindo a rigidez, a estabilidade, a durabilidade, a permeabilidade, a trabalhabilidade, a resistência à fadiga e à deformação permanente. Dessa forma, o controle granulométrico deve ser rigoroso para garantir um desempenho adequado ao longo da vida útil do material (Yucel, 2024).

Os métodos convencionais de análise granulométrica baseiam-se em ensaios de peneiramento, utilizando séries de peneiras de malha quadrada agitadas manual ou mecanicamente (Bernucci *et al.*, 2022). Embora simples, esses ensaios demandam tempo considerável de execução, o que tem motivado pesquisadores a desenvolver técnicas computacionais alternativas.

Moon *et al.* (2015) propuseram uma metodologia bidimensional simplificada, considerando as partículas como círculos perfeitos e estimando seus diâmetros a partir da área de cada partícula. Após isso, compararam os diâmetros com as aberturas das peneiras a fim de determinar a porcentagem de partículas retidas. Bruno *et al.* (2012) e Vadood *et al.* (2013) adotaram uma abordagem similar, porém considerando as partículas como elipses e estimando a granulometria a partir da dimensão do eixo menor.

Um dos métodos mais utilizados é o de determinação do diâmetro de Feret (DF), parâmetro definido como a distância entre dois planos paralelos que delimitam um polígono. Quando a menor ou maior distância entre esses planos é determinada, respectivamente, o mínimo (MinDF) e máximo (MaxDF) diâmetro de Feret são obtidos (Hartmann *et al.*, 2017; Awuah *et al.*, 2024; Yucel, 2024). Na Figura 10 estão ilustrados estes parâmetros. O mínimo diâmetro de Feret de cada partícula é comparado com a abertura das peneiras para a classificação granulométrica (Yucel, 2024).

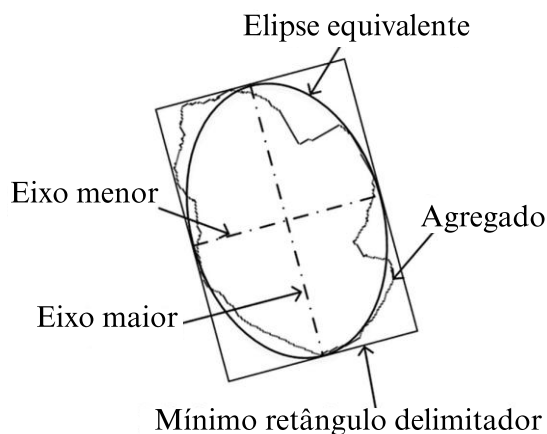
Figura 10 – Representação do diâmetro de Feret.



Fonte: Hartmann (2017).

Mora *et al.* (1998) desenvolveram um método matemático para a estimativa tridimensional da granulometria baseado em dimensões bidimensionais. Os autores analisaram as medidas de comprimento e largura de um retângulo que delimita as partículas para calcular a espessura e, conseqüentemente, o volume de cada agregado. A representação deste retângulo é ilustrada na Figura 11. A partir do volume e massa específica do material, estimaram a granulometria em razão das massas retidas na série de peneiras.

Figura 11 – Análise dimensional de partículas.



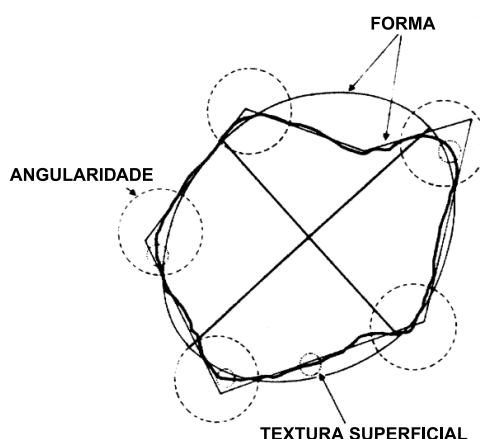
Fonte: Adaptado de Gao *et al.* (2021).

Gao *et al.* (2021) também desenvolveram matematicamente uma técnica para calcular a granulometria a partir de dimensões bidimensionais. Eles consideraram um retângulo delimitador ao redor de cada partícula para determinar seu comprimento e largura, e as relacionaram com as dimensões de uma elipse equivalente, como representado na Figura 11. Aplicaram equações para obter o volume da elipse, e a partir da massa específica do material obtiveram a estimativa tridimensional da granulometria da mistura.

2.3.2 Propriedades Morfológicas

Estudos demonstram que as características morfológicas dos agregados são o segundo conjunto de parâmetros mais significativo, após a granulometria, para determinar o desempenho das misturas asfálticas (Aho *et al.*, 2001). De acordo com Masad e Button (2000), essas propriedades podem ser analisadas a partir da forma, angularidade e textura superficial das partículas, como ilustrado na Figura 12. A forma refere-se às diferentes proporções dimensionais das partículas, a angularidade relaciona-se aos vértices e irregularidades do contorno, e a textura superficial descreve as irregularidades da superfície que não afetam seu formato geral.

Figura 12 – Propriedades morfológicas dos agregados.



Fonte: Adaptado de Masad e Button (2000).

A textura superficial e a angularidade dos agregados exercem influência direta no comportamento mecânico das misturas asfálticas. A textura superficial afeta propriedades como trabalhabilidade, adesão ligante-agregado e resistência ao atrito e cisalhamento (Bernucci *et al.*, 2022). Agregados com maior angularidade favorecem o intertravamento mecânico entre partículas, aumentam os pontos de contato e melhoram a distribuição de tensões no esqueleto pétreo. Em contraste, agregados arredondados comprometem a estabilidade estrutural devido à tendência de deslizamento entre partículas (Rao *et al.*, 2002; Gao *et al.*, 2018).

Quanto à forma, os agregados podem ser classificados em cúbicos, lamelares e alongados (Bernucci *et al.*, 2022). Os agregados lamelares apresentam restrições de uso devido à sua susceptibilidade à quebra durante os processos de compactação

e sob ação do tráfego de veículos. Além disso, comprometem a trabalhabilidade da mistura, razão pela qual os agregados cúbicos são preferencialmente utilizados na prática (Bessa *et al.*, 2012).

O método convencional para caracterização da forma das partículas baseia-se na determinação do Índice de Forma (IF), que pode ser realizado conforme especificado nas normas DNIT 424/2020 - ME, utilizando crivos, ou DNIT 425/2020 - ME, empregando paquímetros. Os resultados do IF obtidos pelo método dos crivos variam em uma escala de 0,0 a 1,0, sendo o agregado considerado de ótima cubicidade quando o IF = 1,0 e lamelar quando o IF = 0,0. O cálculo é realizado através da Equação 1, que relaciona as porcentagens de material retida em cada crivo.

$$IF = \frac{P_1 + 0,5 * P_2}{100 * n} \quad (1)$$

Onde:

P_1 = Soma das porcentagens retidas nos crivos 1;

P_2 = Soma das porcentagens retidas nos crivos 2;

n = Número de frações ou tamanhos que compõem a graduação analisada;

Em contraste, com o uso do paquímetro, a interpretação é inversa, onde valores mais próximos de 1 indicam agregados cúbicos e valores crescentes acima de 1 caracterizam partículas mais alongadas. O cálculo é realizado através da Equação 2, que relaciona as dimensões máximas e mínimas de 200 partículas selecionadas e separadas conforme a peneira (abertura acima de 9,5 mm) a qual fica retida.

$$IF = \frac{c_{\text{médio}}}{e_{\text{médio}}} \quad (2)$$

Onde:

$c_{\text{médio}}$ = Comprimento médio dos 200 grãos (mm);

$e_{\text{médio}}$ = Espessura média dos 200 grãos (mm);

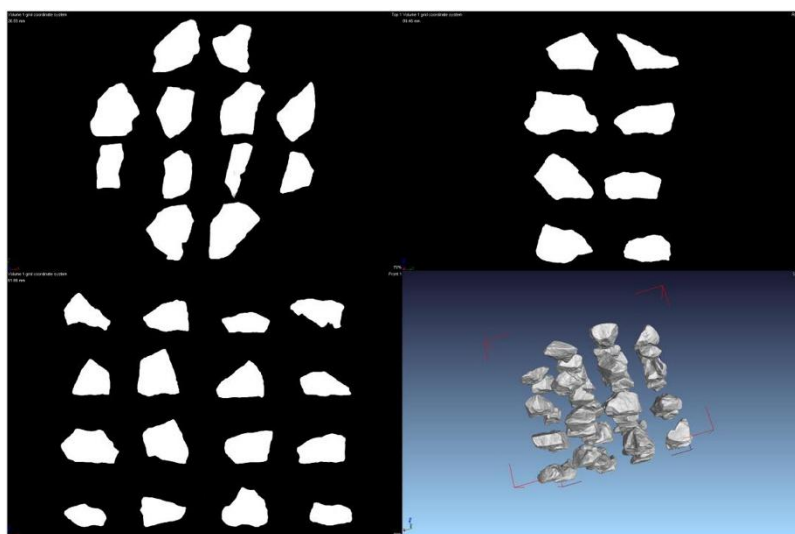
Contudo, esta abordagem apresenta limitações significativas, como subjetividade nas medições, tempo elevado de execução e dificuldade de incorporação dos resultados em modelos preditivos de desempenho (Lugo *et al.*, 2008). Alternativamente, métodos baseados em PDI vêm sendo desenvolvidos para superar essas limitações (Aragão *et al.*, 2016).

As técnicas bidimensionais analisam a geometria planar das partículas e/ou as dimensões de contorno de suas projeções, utilizando parâmetros como a circularidade (Tripathi *et al.*, 2025). Esses métodos são implementados para capturar imagens de cada partícula individualmente, através de sistemas como o *Aggregate Imaging Measurement System 2 – AIMS 2* (Kutay *et al.*, 2011; Bessa *et al.*, 2012; Aragão *et al.*, 2016; Gao *et al.*, 2018), *scanners* e câmeras digitais (Gao *et al.*, 2021; Zhao *et al.*, 2021b) e sistemas de *Dynamic Image Analysis - DIA* (Cavarretta *et al.*, 2009; Krawczykowski *et al.*, 2022).

As técnicas tridimensionais, por sua vez, consideram as três dimensões espaciais (comprimento, largura e espessura) e suas relações para estimar propriedades morfológicas, com destaque para a esfericidade (Tripathi *et al.*, 2025). As principais abordagens 3D incluem a combinação de múltiplas imagens 2D em diferentes ângulos (Kuo *et al.*, 1996; Cavarretta *et al.*, 2009) e a tomografia computadorizada (Kutay *et al.*, 2011; Gao *et al.*, 2018; Maroof *et al.*, 2020).

Estudos comparativos entre técnicas 2D e 3D, como os realizados por Kutay *et al.* (2011) e Gao *et al.* (2018), analisaram propriedades morfológicas de partículas utilizando o AIMS 2 e TC, conforme ilustrado na Figura 13. Ambos os autores concluíram que os dois métodos são eficazes para análises morfológicas, porém as abordagens tridimensionais proporcionam maior precisão na caracterização das partículas, particularmente na determinação de suas dimensões reais.

Figura 13 – Comparação entre técnicas de análises morfológicas 2D e 3D.

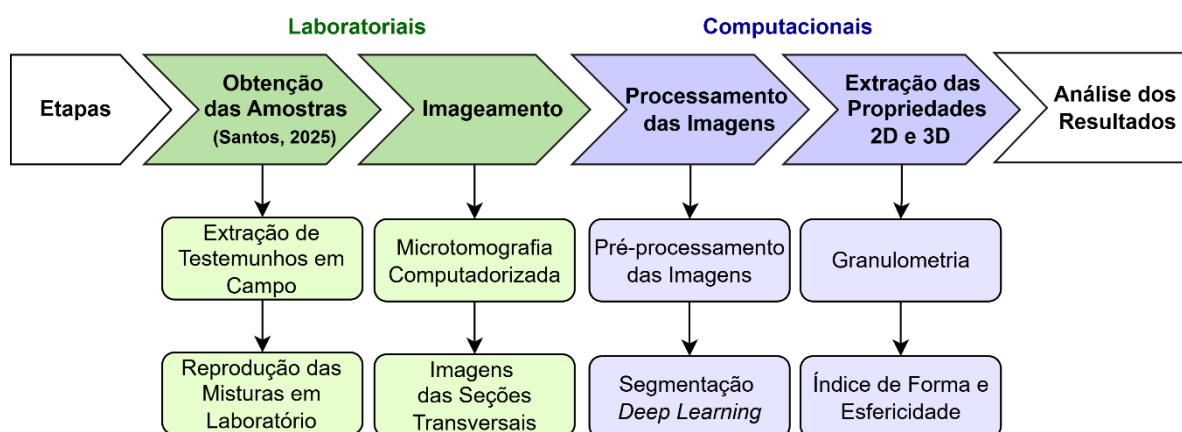


Fonte: Gao *et al.* (2018).

3 MATERIAIS E MÉTODOS

Neste capítulo são apresentados os materiais e os métodos empregados para o desenvolvimento deste trabalho e alcance dos objetivos propostos. Na seção 3.1 são apresentados os materiais que compõem as amostras estudadas e na seção 3.2 são descritas as etapas laboratoriais para obtenção e imageamento destas amostras. Já na seção 3.3 são apresentadas as etapas computacionais de processamento e análise das imagens pelas metodologias 2D e 3D, incluindo as propriedades granulométricas e morfológicas de índice de forma e esfericidade mensuradas por cada técnica. Na Figura 14 é apresentada a sequência dos métodos realizados nas etapas laboratoriais e computacionais.

Figura 14 – Etapas metodológicas desenvolvidas.



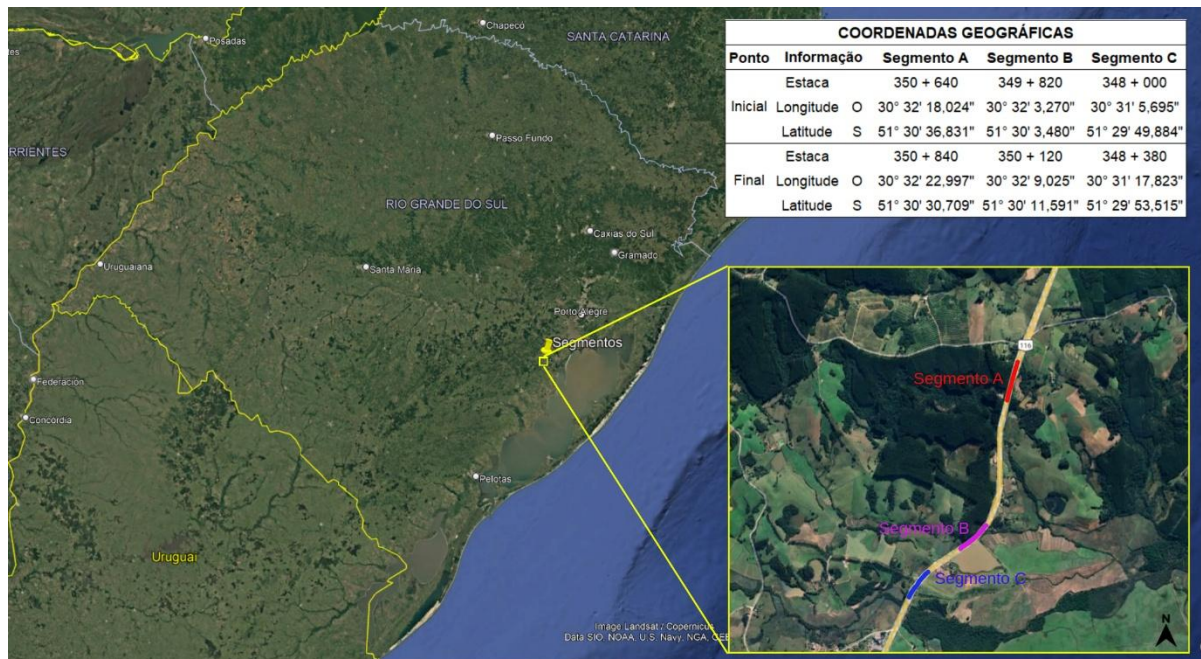
Fonte: Elaboração Própria.

3.1 Materiais

As amostras estudadas nesta pesquisa são provenientes do trabalho de tese de doutorado de Santos (2025). Portanto, todos os ensaios laboratoriais de caracterização dos materiais e dosagem das misturas descritos nos itens 3.1.1 e 3.1.2 (exceto os ensaios de determinação do índice de forma e da esfericidade), foram executados pelo referido autor. Em seu estudo, Santos (2025) investigou misturas asfálticas de Concreto Betuminoso Usinado a Quente (CBUQ) aplicadas em trechos experimentais monitorados na BR-116, em Barra do Ribeiro, no Rio Grande do Sul. Esses trechos integraram uma parceria entre o Departamento Nacional de

Infraestrutura de Transportes (DNIT), Universidade de Brasília (UNB) e a Universidade Federal de Santa Maria (UFSM). A localização dos segmentos quanto ao estado e à BR-116 está apresentada na Figura 15, incluindo suas coordenadas geográficas.

Figura 15 – Localização dos segmentos.



Fonte: Elaboração própria.

Na execução da estrutura das camadas de cada segmento, para a sub-base foi utilizada uma camada de 18 cm de macadame seco e para a base foi utilizada uma camada de 15 cm de Brita Graduada Simples (BGS). O perfil transversal expõe as informações de cada camada está apresentado na Figura 16.

Figura 16 – Perfil transversal dos segmentos.

Segmento A	Segmento B	Segmento C	
		REV. SBS (AMP 60/85)	4 cm
		REV. SBS (AMP 55/75)	5 cm
REV. conv. (CAP 50/70)	REV. SBS (AMP 60/85)	REV. SBS (AMP 55/75)	5 cm
BASE (BGS)	BASE (BGS)	BASE (BGS)	15 cm
SUB-BASE (Macadame seco)	SUB-BASE (Macadame seco)	SUB-BASE (Macadame seco)	18 cm
SUBLEITO	SUBLEITO	SUBLEITO	
200 m	300 m	380 m	

Fonte: Santos *et al.*, (2022).

Os materiais e as espessuras das camadas estruturais dos pavimentos foram os mesmos para ambos os segmentos, visando manter as condições estruturais e avaliar o comportamento de cada uma das misturas aplicadas. Mais informações a respeito dos materiais e execução das camadas também podem ser encontradas em Santos *et al.* (2022).

Nesta pesquisa foram analisadas apenas as amostras referentes aos segmentos A e C devido ao uso de diferentes misturas asfálticas e ao interesse apenas nas faixas granulométricas aplicadas nestes segmentos.

3.1.1 Segmento A

Para a camada de rolamento no Segmento A, utilizou-se um CBUQ produzido com ligante convencional do tipo CAP 50/70, adicionado em um teor de $4,9\% \pm 0,3\%$. Além disso, adicionou-se um melhorador de adesividade na proporção de 0,1% em relação ao peso de ligante, conforme as especificações da norma DNER 078/1994 - ME. As principais características do ligante fornecido pela empresa CBB Asfaltos estão expostas na Tabela 1.

Tabela 1 – Características do ligante asfáltico convencional CAP 50/70.

Característica	Valor	Unidade	Método
Penetração	61,0	0,1 mm	NBR 6576
Ponto de amolecimento	49,0	°C	NBR 6560
Ponto de fulgor	270,0	°C	NBR 11341
Ductilidade a 25 °C	100,0	cm	NBR 6561
Viscosidade Brookfield			
A 135 °C, mínimo SP 21, 20 rpm, mínimo	342,0	cP	NBR 15184
A 150 °C, mínimo	173,0	cP	
A 177 °C, SP 21	65,0	cP	

Fonte: Adaptado de Magna Engenharia (2020b).

O material granular utilizado na produção da mistura asfáltica foi do tipo granito rosado e proveniente da pedreira do 1º Batalhão Ferroviário, localizada na BR-116/RS – km 323,8 em Barra do Ribeiro/RS. A composição granulométrica de projeto desse material encontra-se na Tabela 2.

Tabela 2 – Composição do material granular do Segmento A.

Peneira	Abertura (mm)	Brita 1 (%)	Brita 0 (%)	Pó de Pedra (%)
3/4"	19,10	100,00	100,00	100,00
1/2"	12,70	60,49	100,00	100,00
3/8"	9,50	19,67	99,43	100,00
n° 4	4,75	1,38	1,81	93,80
n° 10	2,00	1,30	1,43	71,90
n° 40	0,42	1,19	1,20	33,92
n° 80	0,18	1,12	1,11	18,07
n° 200	0,075	0,86	0,81	8,64
Quantidade de Material		25,00%	17,00%	58,00%

Fonte: Adaptado de Magna Engenharia (2020b).

A partir dessa composição, definiu-se uma curva granulométrica de projeto ajustada aos limites da Faixa C da norma DNIT 031/2006 - ES, conforme apresentado na Tabela 3, que também lista os limites inferior e superior da faixa especificada.

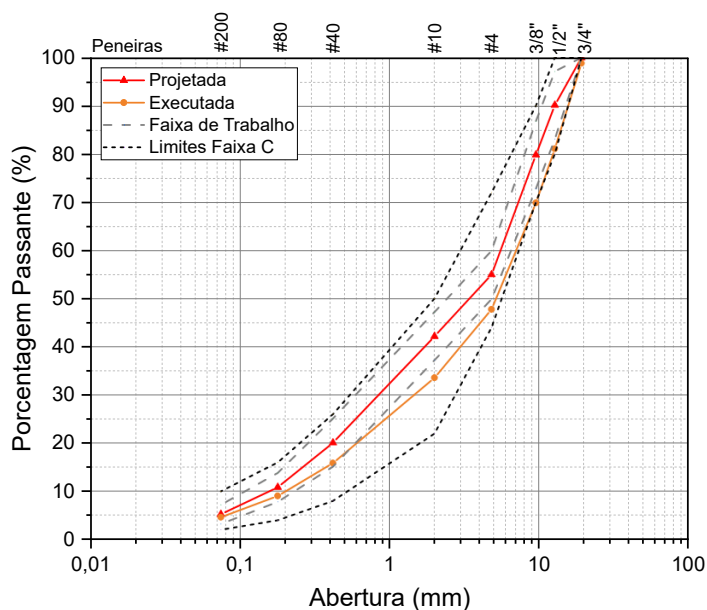
Tabela 3 – Granulometria de projeto da mistura e limites da Faixa C.

Peneira	Abertura (mm)	Granulometria (%)		Limites (%)	Faixa de Trabalho (%)	
		Projetada	Executada		Inferior	Superior
3/4"	19,10	100,00	99,82	100 - 100	100,00	100,00
1/2"	12,70	90,12	81,06	80 - 100	83,10	97,10
3/8"	9,50	79,82	69,83	70 - 90	72,80	86,80
n° 4	4,75	54,94	47,73	44 - 72	49,90	59,90
n° 10	2,00	42,15	33,56	22 - 50	37,20	47,20
n° 40	0,42	20,06	15,84	8 - 26	15,10	25,10
n° 80	0,18	10,83	9,02	4 - 16	7,80	13,80
n° 200	0,075	5,24	4,60	2 - 10	3,20	7,20

Fonte: Adaptado de Magna Engenharia (2020b).

A granulometria efetivamente executada no trecho foi determinada em laboratório a partir de uma amostra coletada no canteiro de obras. O procedimento consistiu na realização do ensaio de extração do ligante (norma DNER 053/1994 - ME), seguida do ensaio de peneiramento e análise granulométrica dos agregados (norma DNIT 412/2019 – ME). A curva granulométrica executada foi obtida com base nas massas retidas em cada peneira. Na Figura 17 são ilustradas as curvas granulométricas projetada e executada, juntas dos limites normativos citados.

Figura 17 – Curvas granulométricas da mistura do Segmento A - CAP 50/70.



Fonte: Elaboração própria.

3.1.2 Segmento C

Conforme é apresentado na Figura 16, no trecho C foram executadas duas camadas de ligação com 5 cm de espessura cada e uma camada de rolamento com 4 cm. Para fins desta pesquisa, considerou-se como representativa do Segmento C apenas a camada de ligação superior. Esta foi produzida com ligante polimérico do tipo AMP 55/75 PAVE-FLEX, modificado com SBS (*Styrene-butadiene-styrene*), em um teor de $4,3\% \pm 0,3\%$. As principais características do ligante polimérico fornecido pela empresa Greca Asfaltos estão expostas na Tabela 4.

Tabela 4 – Características do ligante asfáltico polimérico AMP 55/75.

Característica	Valor	Unidade	Método
Penetração	57,0	0,1 mm	NBR 6576
Ponto de amolecimento	58,0	°C	NBR 6560
Ponto de fulgor	240,0	°C	NBR 11341
Ductilidade a 25 °C	78,0	cm	NBR 6561
Viscosidade Brookfield			
A 135 °C, mínimo SP 21, 20 rpm, mínimo	1802,0	cP	NBR 15184
A 150 °C, mínimo	725,0	cP	
A 177 °C, SP 21	292,0	cP	

Fonte: Adaptado de Magna Engenharia (2020a).

O material granular desta camada também foi granito rosado, oriundo da mesma pedreira do 1º Batalhão Ferroviário. Sua composição granulométrica de projeto está descrita na Tabela 5.

Tabela 5 – Composição do material granular do Segmento C

Peneira	Abertura (mm)	Brita 1 (%)	Brita 0 (%)	Pó de Pedra (%)
3/4"	19,10	100,00	100,00	100,00
1/2"	12,70	100,00	100,00	100,00
3/8"	9,50	18,05	99,19	100,00
nº 4	4,75	0,70	0,70	93,90
nº 10	2,00	0,70	0,70	71,71
nº 40	0,42	0,60	0,70	33,82
nº 80	0,18	0,50	0,61	17,71
nº 200	0,075	0,40	0,50	8,40
Quantidade de Material		42,00%	5,00%	53,00%

Fonte: Adaptado de Magna Engenharia (2020a).

A partir dessa composição, estabeleceu-se uma curva granulométrica de projeto ajustada aos limites da Faixa B da norma DNIT 031/2006 - ES. Na Tabela 6 está apresentada a granulometria desta mistura juntamente com os limites superior e inferior da faixa especificada.

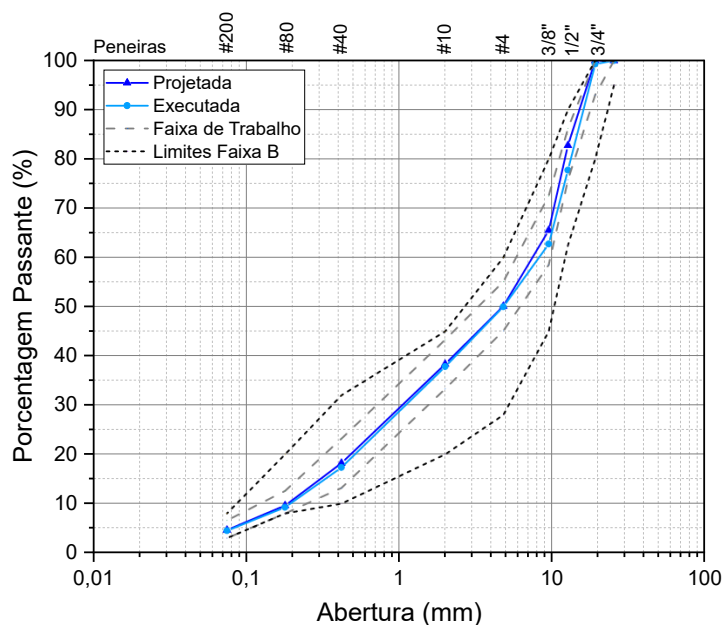
Tabela 6 – Granulometria de projeto da mistura e limites da Faixa B.

Peneira	Abertura (mm)	Granulometria (%)		Limites (%)	Faixa de Trabalho (%)	
		Projetada	Executada		Inferior	Superior
1"	25,40	100,00	100,00	95 - 100	100,00	100,00
3/4"	19,10	100,00	99,29	80 - 100	93,00	100,00
1/2"	12,70	-	77,73	-	-	-
3/8"	9,50	65,54	62,73	45 - 80	58,50	72,50
nº 4	4,75	50,10	49,97	28 - 60	45,10	55,10
nº 10	2,00	38,33	37,84	20 - 45	33,30	43,30
nº 40	0,42	18,21	17,35	10 - 32	13,20	23,20
nº 80	0,18	9,62	9,25	8 - 20	8,00	12,60
nº 200	0,075	4,64	4,51	3 - 8	3,00	6,60

Fonte: Adaptado de Magna Engenharia (2020a).

Para determinar a granulometria real executada, uma porção da mistura foi coletada durante a aplicação em pista e submetida ao ensaio de extração do ligante seguida de peneiramento mecânico. As curvas granulométricas executada e a projetada estão representadas na Figura 18, junto aos limites normativos da faixa B.

Figura 18 – Curvas granulométricas da mistura do Segmento C - AMP 55/75.



Fonte: Elaboração própria.

Em uma amostra representativa dos agregados graúdos (diâmetros entre 9,5 mm e 19 mm) utilizados nos segmentos, realizou-se o ensaio para determinação do índice de forma com paquímetro, conforme a norma DNIT 425/2020 - ME. Os resultados, apresentados na Tabela 7, encontram-se abaixo do limite máximo estabelecido pela norma DNIT 031/2006 - ES.

Tabela 7 – Índices de forma dos agregados graúdos.

Peneira	Índice de Forma	Limite Máximo Especificado
3/4" (19,1 mm)	1,63	2,00
1/2" (12,7 mm)	1,76	2,00
3/8" (9,5 mm)	1,88	2,00

Fonte: Elaboração própria.

A mesma amostra de agregados foi analisada no equipamento AIMS 2 da Universidade Federal do Rio de Janeiro (UFRJ) para determinação de propriedades de forma por Processamento Digital de Imagens. Dentre as propriedades obtidas, destacam-se os valores de esfericidade, apresentados na Tabela 8. De acordo com os critérios de classificação da norma DNIT 432/2020 - ME, os agregados analisados são classificados como moderadamente esféricos.

Tabela 8 – Esfericidade dos agregados graúdos.

Peneira	Esfericidade	Faixa	Classificação Normativa
3/4" (19,1 mm)	0,77	0,7 - 0,9	Moderadamente Esférico
1/2" (12,7 mm)	0,74	0,7 - 0,9	Moderadamente Esférico
3/8" (9,5 mm)	0,71	0,7 - 0,9	Moderadamente Esférico

Fonte: Elaboração própria.

3.2 Etapas Laboratoriais

As amostras utilizadas nesta pesquisa, conforme mencionado, são oriundas do trabalho de Santos (2025). Portanto, as etapas laboratoriais de obtenção dessas amostras descritas no item 3.2.1 (extração de testemunhos em campo, reprodução do traço das misturas dos segmentos, moldagem e compactação das amostras em laboratório), foram executadas pelo referido autor. Todas essas atividades, incluindo o imageamento por μ TC, foram conduzidas nos laboratórios da UFSM.

3.2.1 Obtenção das Amostras

As amostras analisadas nesta pesquisa foram obtidas por métodos de campo e de laboratório. Em campo, após a pavimentação dos trechos experimentais com compactação convencional por rolos, extraíram-se três corpos de prova de cada segmento utilizando uma máquina extratora equipada com sonda rotativa.

As misturas projetadas para cada trecho experimental foram reproduzidas em laboratório com base nos teores de ligante e nas composições granulométricas apresentadas na Tabela 2 e na Tabela 5. A replicação das curvas granulométricas de projeto baseou-se nas frações de cada material (brita 1, brita 0 e pó de pedra), sem uma verificação peneira a peneira da proporção exata. Posteriormente, procedeu-se

à moldagem e à compactação de três amostras por segmento, seguindo a metodologia *Superpave* com o uso de um compactador SGC. Todo o preparo obedeceu às especificações da norma DNIT 178/2018 - PRO.

Para padronização, adotou-se uma nomenclatura de identificação das amostras composta por dois caracteres alfabéticos seguidos de um numeral: o primeiro caractere indica o método de compactação (**L** para laboratório e **P** para pista), o segundo caractere identifica o segmento (**A** ou **C**) e o numeral sequencial indica o número da amostra (**1**, **2** ou **3**). A nomenclatura completa encontra-se na Tabela 9.

Tabela 9 – Nomenclatura de identificação das amostras.

	Segmento A			Segmento C		
	1	2	3	1	2	3
Moldadas em Laboratório (L)	LA1	LA2	LA3	LC1	LC2	LC3
Extraídas da Pista (P)	PA1	PA2	PA3	PC1	PC2	PC3

Fonte: Elaboração própria.

As dimensões físicas, considerando as espessuras e os diâmetros médios medidos em quatro pontos equidistantes ao longo da circunferência de cada corpo de prova, estão apresentadas na Tabela 10.

Tabela 10 – Dimensões das amostras.

Segmento A			Segmento C		
Amostra	h_{média} (cm)	d_{médio} (cm)	Amostra	h_{média} (cm)	d_{médio} (cm)
LA1	6,33	9,98	LC1	6,27	9,99
LA2	6,34	9,98	LC2	6,34	9,99
LA3	6,32	9,99	LC3	9,31	9,99
PA1	4,87	9,98	PC1	4,86	9,98
PA2	6,15	9,99	PC2	4,49	9,99
PA3	5,85	9,99	PC3	4,71	9,98

Fonte: Elaboração própria.

3.2.2 Imageamento

O imageamento das amostras foi realizado por meio de um microtomógrafo Nikon XTH-225 da UFSM. Na Figura 19 (a) é apresentado o equipamento e na Figura 19 (b), algumas das principais especificações técnicas deste modelo.

Figura 19 – Equipamento de imageamento. (a) Tomógrafo micrométrico.

(b) Especificações técnicas.



(a)

Especificações Nikon XTH - 225	
Dimensões máximas da amostra (cm)	Diâmetro: 25
	Comprimento: 25
Peso máximo da amostra (kg)	15
Potência máxima (W)	225
Mínimo ponto focal (μm)	1
Detector	Varian 4030
Tamanho do pixel (μm)	127
Frame rate (fps)	3.75
Saída de dados	TIFF

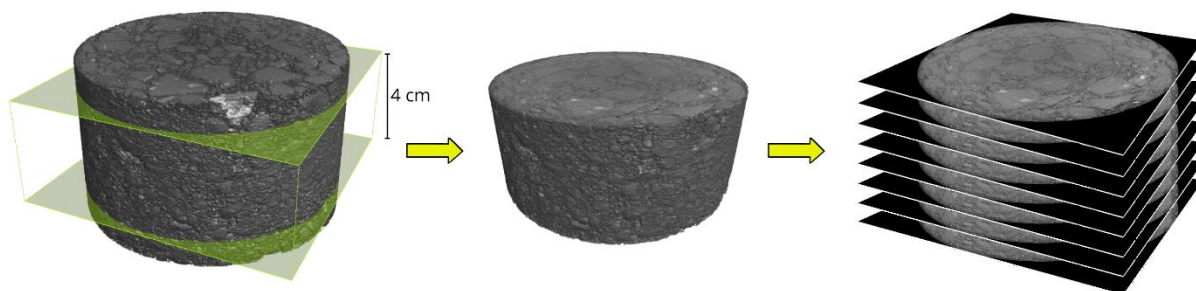
(b)

Fonte: Universidade Federal de Santa Maria (2021).

O processo de microtomografia permitiu a obtenção de imagens ao longo das amostras, ou seja, como planos transversais que capturam as seções circulares de cada corpo de prova. Nesse processo de varredura micrométrica foram adquiridas em média 1000 imagens em formato de 16 bits por amostra, com tamanho individual de 4,6 MB por fatia (totalizando aproximadamente 4,6 GB por amostra completa) e com resolução espacial de $58 \mu\text{m}/\text{pixel}$, equivalente a aproximadamente 407 dpi. Diante do volume significativo de dados gerados, tornou-se necessária a seleção de uma região representativa em cada amostra para otimizar o processamento, reduzindo tanto o número de imagens quanto a demanda computacional.

Assim, delimitou-se uma região de análise correspondente a 4 cm da faixa central da espessura da amostra (considerando duas vezes o tamanho da maior partícula), representando um total de 690 imagens. A escolha desta faixa resultou na desconsideração das imagens das regiões de topo e base, que apresentavam maior ocorrência de ruídos. Na Figura 20 está representada a região de análise, destacada em amarelo.

Figura 20 – Imageamento transversal.



Fonte: Elaboração própria.

3.3 Etapas Computacionais

As etapas computacionais consistem em todos os processos relacionados ao processamento digital das imagens resultantes da microtomografia computadorizada, incluindo o pré-processamento, a segmentação e a extração das propriedades de interesse. Todas essas etapas foram desenvolvidas em um computador com sistema operacional Windows 11, processador Core i9 13900K, memória RAM de 150 GB e placa de vídeo GeForce RTX 4090.

3.3.1 Softwares

O PDI bidimensionais foi realizado por meio do Fiji/ImageJ (Schindelin *et al.*, 2012). O Fiji/ImageJ é um *software* amplamente difundido na área de processamento de imagens por ser gratuito e acessível. Trata-se de uma ferramenta versátil com interface de operação intuitiva e desenvolvida como programa de código aberto, o que facilita a incorporação de comandos personalizados via código. Além disso, dispõe de diversos *plugins* que expandem suas funcionalidades para múltiplas aplicações. Em virtude dessas características e de experiências positivas em pesquisas anteriores, este *software* foi empregado para as análises em 2D neste estudo.

Para as análises tridimensionais, considerando a ampla variedade de *softwares* disponíveis (tanto de livre acesso quanto comerciais), realizou-se uma avaliação criteriosa para identificar o programa mais adequado para desempenhar as etapas propostas. Inicialmente, exploraram-se os *plugins* 3D do Fiji/ImageJ, porém verificou-se que a maioria se destina a aplicações específicas nas áreas de saúde e biologia, sem possibilidades de adaptação satisfatória para as propriedades em estudo.

Avaliou-se também o emprego do *software* Blob3D, desenvolvido pela Universidade do Texas e disponibilizado para a comunidade acadêmica em geral. Este programa apresenta capacidade para processar grandes volumes de imagens e possui ferramentas específicas para análises 3D. Embora sua interface seja simples e de fácil utilização, o *software* não possui um sistema de filtragem e tratamento de imagens muito avançado, tem um mecanismo de identificação de partículas com algumas limitações e não emprega a placa de vídeo nos processamentos. Por conta disso, após alguns meses de tentativas, o seu uso foi desconsiderado.

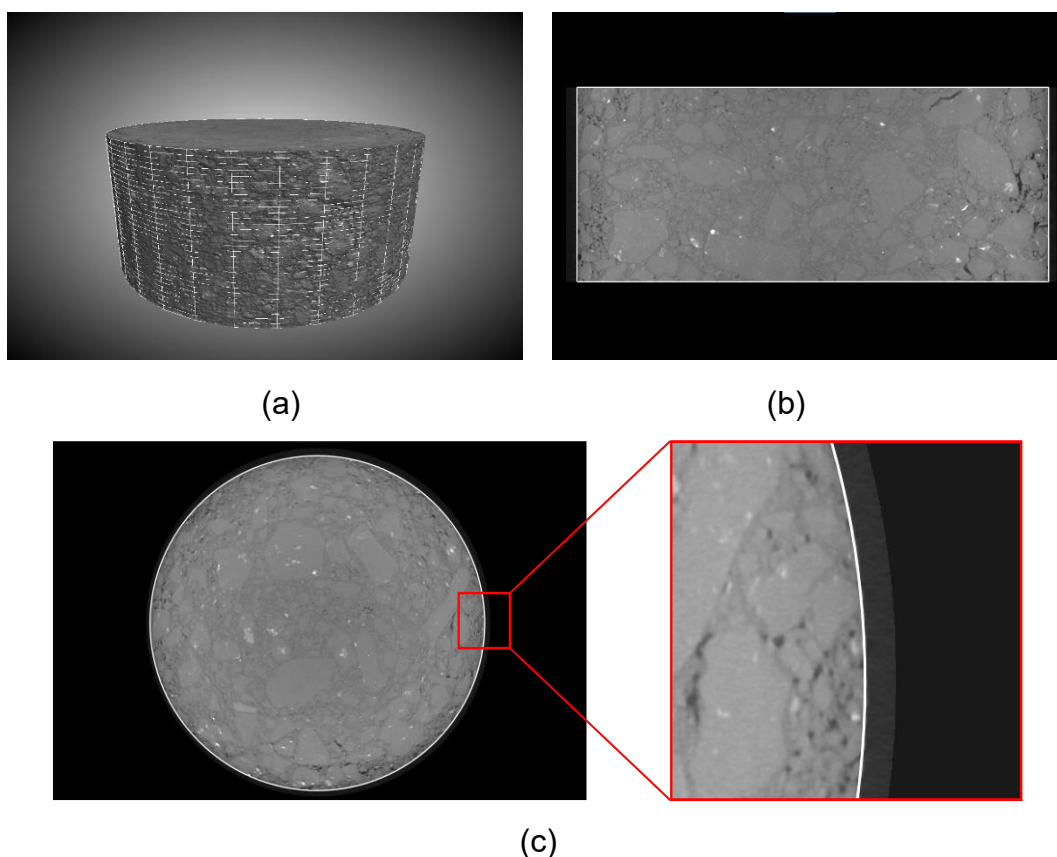
Assim, optou-se pelo emprego do Dragonfly 3D World (versão 2024.1 com licença não-comercial), desenvolvido e distribuído pela *Object Research Systems* (ORS). Este *software* avançado de visualização e análise 3D para os estudos de imagens 2D, 3D e 4D, destaca-se por sua ampla gama de funções, incluindo ferramentas baseadas em aprendizado de máquina para automação e otimização dos processamentos. Além disso, permite a criação de macros para sequências automatizadas de operações, tanto utilizando comandos nativos do programa quanto através de códigos *Python*, possibilitando medições e processamentos personalizados.

3.3.2 Processamento Digital das Imagens

Visando uma otimização adicional aos processamentos, as imagens obtidas pela microtomografia foram convertidas para 8 bits utilizando o *software* Fiji/ImageJ. Esta conversão reduziu a variação das tonalidades, padronizando a escala de cinza e facilitando as etapas subsequentes do PDI. As demais etapas de tratamento de imagens foram realizadas no Dragonfly, incluindo a filtragem de pré-processamento, etapas de segmentação e correções pós-tratamento. A exportação de volta para o Fiji/ImageJ ocorreu apenas após a conclusão desses processos, exclusivamente para mensuração das propriedades bidimensionais.

Ainda em relação à qualidade das imagens, foi possível identificar a presença de artefatos circulares concêntricos ao redor de cada seção, caracterizando a irregularidade conhecida como artefato de anel (*ring artifact*), conforme exemplificado na Figura 21 (c).

Figura 21 – Ajuste pelo método do cilindro. (a) Vista 3D. (b) Vista da seção longitudinal. (c) Vista da seção transversal com destaque para o artefato de anel.



Fonte: Elaboração própria.

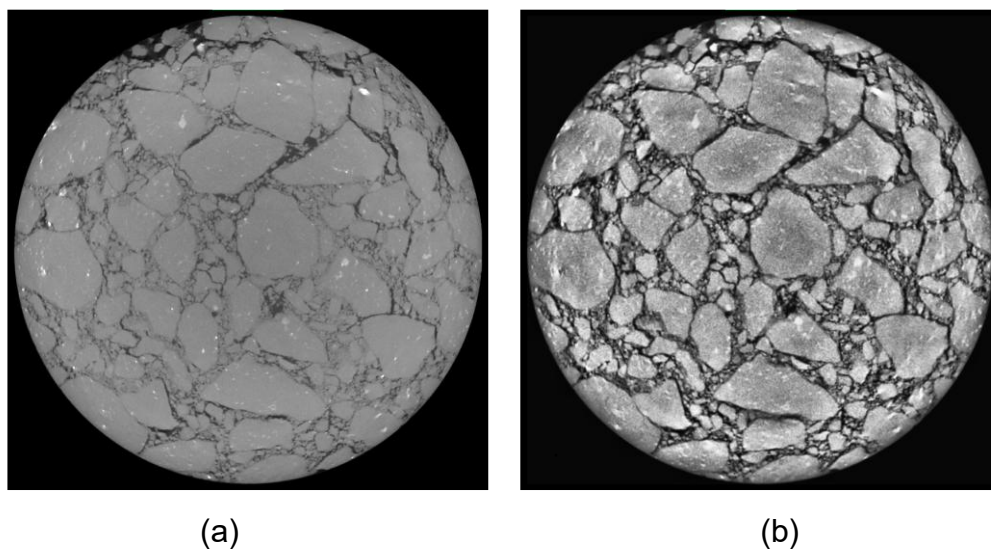
Segundo Tan *et al.* (2024), esse tipo de distorção está comumente associado a variações sistemáticas na resposta dos sensores do detector do microtomógrafo, que permanecem estáticos durante a rotação das amostras na captura das projeções. Para eliminar estas irregularidades, um cilindro delimitador virtual foi gerado em cada amostra no Dragonfly, excluindo todos os pixels externos a esse volume. Esse procedimento permitiu não apenas a remoção eficaz das irregularidades de imageamento, mas também a retificação virtual de amostras que apresentavam pequenas irregularidades físicas, particularmente nos corpos de prova extraídos em pista. Na Figura 21 são ilustradas diferentes vistas da aplicação do método. O cilindro, destacado em branco, foi ajustado para preservar integralmente as dimensões originais de cada amostra.

As imagens apresentaram tonalidades de cinza muito similares entre as fases dos agregados e da matriz asfáltica, conforme ilustrado na Figura 22 (a). Para destacar essas fases e facilitar sua identificação, foram aplicados filtros de ajuste de

contraste e suavização. O filtro CLAHE (*Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization*) foi empregado para ajuste de contraste, o qual divide a imagem em regiões menores, calcula histogramas individuais para cada região e aplica uma limitação prévia à amplificação de contraste. Esse procedimento evita a intensificação de ruídos e preserva a nitidez das bordas dos objetos (Comet Technologies, 2024).

Para a suavização, tomou-se o cuidado em selecionar um filtro capaz de reduzir os ruídos residuais, mas sem prejudicar a delimitação das partículas. Logo, foi aplicado o filtro *Mean Shift*, baseado em um algoritmo de agrupamento de dados que preserva as bordas dos objetos. Segundo a Comet Technologies (2024), o algoritmo realiza iterações sobre cada *pixel*, recalculando as médias espaciais de posição e de níveis de cinza de sua vizinhança até atingir convergência. A estabilização dessas médias define o valor final a ser mapeado na posição original, promovendo suavização e redução dos ruídos. Na Figura 22 (b) é apresentado o resultado final da imagem tratada com os filtros.

Figura 22 – Pré-processamento das imagens. (a) Imagem original. (b) Imagem tratada com filtros de contraste e suavização.

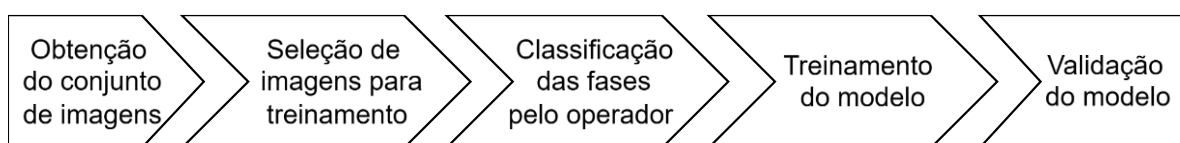


Fonte: Elaboração própria.

O Dragonfly oferece diversas ferramentas para segmentação de imagens. Para esta pesquisa, optou-se pela utilização da *segmentation wizard*, que utiliza inteligência artificial para treinar modelos de *machine learning* e *deep learning* de forma simples e eficiente (Comet Technologies, 2024). O *software* disponibiliza modelos de *deep*

learning baseados em diferentes arquiteturas para segmentação semântica, sendo que neste trabalho empregou-se a arquitetura U-Net, devido à sua comprovada eficácia na análise de misturas asfálticas, conforme demonstrado por Enriquez-León (2021) e Enriquez-León *et al.* (2022). As principais etapas do processo de segmentação estão apresentadas na Figura 23.

Figura 23 – Principais etapas da segmentação utilizando *segmentation wizard*.

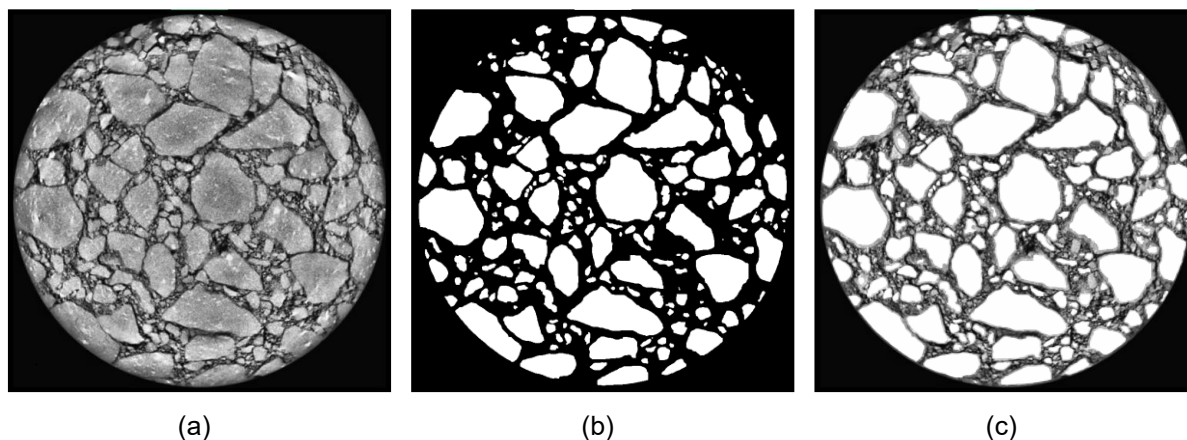


Fonte: Elaboração própria.

Com base nas imagens tratadas na etapa de pré-processamento, foram selecionadas estrategicamente cinco fatias ao longo do conjunto de imagens da amostra, abrangendo as regiões do topo, meio e base, para criação de um *dataset* de treinamento. Em cada imagem selecionada, executou-se a classificação das fases de interesse para diferenciar os agregados da matriz asfáltica. Esta etapa foi realizada manualmente mediante a atribuição de cores distintas a cada componente, para permitir a clara discriminação das fases. O programa utiliza esses dados de entrada para treinar o modelo conforme a arquitetura de segmentação selecionada.

O modelo foi validado a partir da sua aplicação a um conjunto maior de imagens, o que permitiu avaliar a precisão da segmentação e a necessidade de ajustes. Na Figura 24 são apresentados exemplos comparativos das imagens antes e após a segmentação, bem como sua sobreposição. A análise de sobreposição constitui uma etapa crucial na validação do modelo treinado. Conforme demonstrado na Figura 24 (c), observa-se que o modelo apresenta boa capacidade de identificação das partículas, preservando suas características de borda e realizando adequadamente a separação de agregados em contato. Após validação e aprovação, o modelo foi aplicado a todo o conjunto de imagens.

Figura 24 – Segmentação das imagens. (a) Imagem pré-segmentação. (b) Imagem binária pós-segmentação. (c) Sobreposição das imagens.

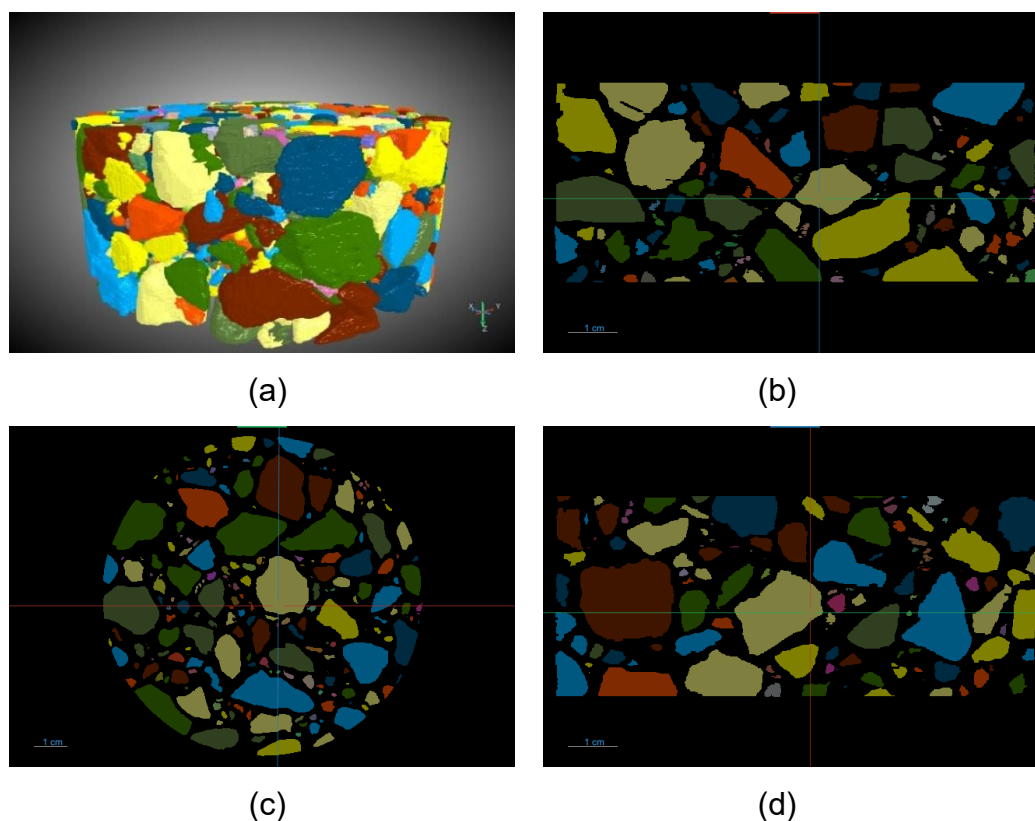


Fonte: Elaboração própria.

Na sequência, o conjunto de imagens segmentadas foi submetido à análise e correções de pós-processamento. Nessa etapa, os agregados foram identificados individualmente pelo *software*, para os quais foram atribuídas cores distintas, conforme ilustrado na Figura 25. Esta identificação das partículas é crucial para as etapas seguintes de extração das propriedades de interesse, pois permite a verificação de cada partícula identificada em relação ao contato com outras partículas. Assim, foi possível identificar e localizar aglomerados de agregados que foram erroneamente considerados pelo programa como uma única partícula.

Nos casos em que foi necessário separar partículas aglomeradas, aplicou-se a operação morfológica *Open*, que consiste em uma erosão seguida de uma dilatação utilizando a mesma partícula. Esta sequência promove a desconexão de agregados unidos por pequenos pontos de contato, preservando a sua forma e as dimensões gerais das partículas. As ferramentas de visualização presentes no Dragonfly auxiliam na identificação desses aglomerados, permitindo inspecionar os contatos não apenas na vista 3D ilustrada na Figura 25 (a), mas também em cortes transversais e longitudinais, conforme apresentado na Figura 25 (b), (c) e (d).

Figura 25 – Pós-processamento e separação das partículas. (a) Geração 3D da amostra. (c) Vista transversal. (b) e (d) Vistas longitudinais.



Fonte: Elaboração própria.

Após a conclusão do pós-processamento, procedeu-se à extração das propriedades de interesse. Visando otimizar essa etapa, estabeleceu-se um diâmetro mínimo para a consideração dos agregados das análises subsequentes.

3.3.3 Ajuste Granulométrico

Diversos estudos indicam que o diâmetro mínimo necessário para garantir uma análise significativa de agregados por meio de PDI é de 2,36 mm (Moon *et al.*, 2015; Zhang *et al.*, 2023; Dan *et al.*, 2024). Segundo os autores, a detecção de partículas mais finas é dificultada por fatores como a qualidade do imageamento, o método de segmentação empregado e a dificuldade em diferenciar os agregados finos da matriz asfáltica. Neste estudo, adotou-se um diâmetro mínimo de 2 mm, alinhando essa recomendação com a série de peneiras padronizada pelas normas brasileiras.

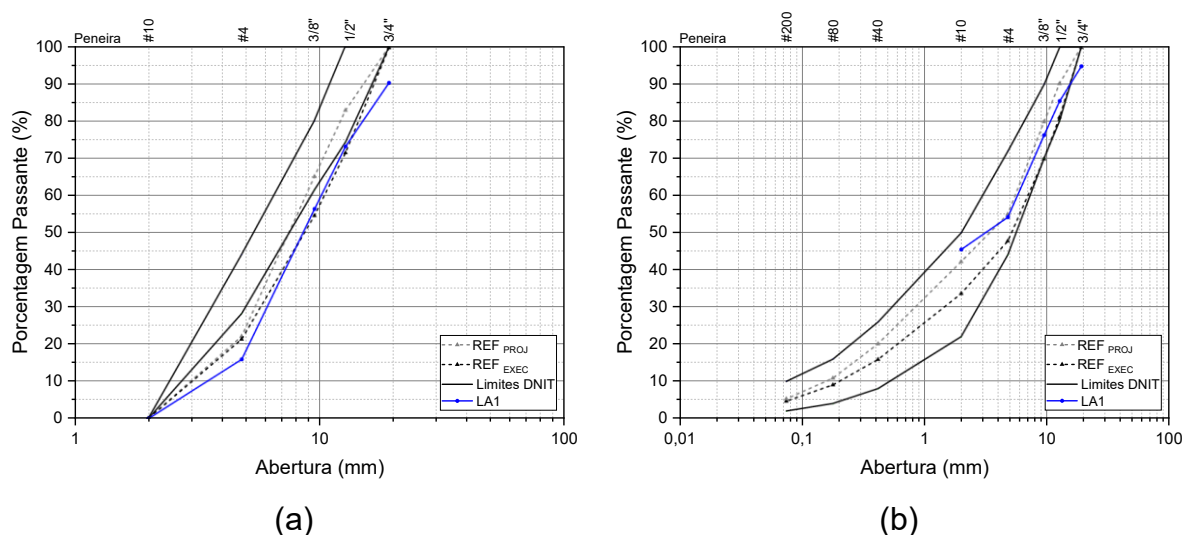
A exclusão dos agregados menores que 2 mm (material passante na peneira #10) demandou um ajuste metodológico para a representação das curvas

granulométricas. Inicialmente, testou-se a redistribuição das porcentagens retidas nas peneiras #40, #80 e #200 para as demais frações granulométricas, recalibrando as curvas de referência. No entanto, essa abordagem resultou em uma curva em que a porcentagem de partículas passantes na peneira #10 era sempre fixada em 0%, distorcendo a representação da distribuição real.

Outra dificuldade decorrente foi a necessidade de recalcular os limites das faixas granulométricas estabelecidos na norma DNIT 031/2006 – ES. Nesse processo, constatou-se uma limitação fundamental, pois ao redistribuir os percentuais, os limites superior e inferior convergiam para 0% de material passante na peneira #10 (2 mm). Uma tentativa com a média dos limites normativos também se mostrou inviável, pois condicionaria os valores de referência e os limites normativos aos resultados da granulometria identificada por meio do PDI.

Diante dessas constatações, exploraram-se outras formas de ajuste. A opção final consistiu em manter as granulometrias de referência (projeto e executada) e os limites normativos do DNIT em sua forma original, sem redistribuição. Dessa forma, as curvas obtidas pelo PDI passaram a representar apenas a fração granulométrica de interesse (acima de 2 mm), compostas exclusivamente pelas porcentagens de material passante nas peneiras incluídas na análise. Na Figura 26, é ilustrado o exemplo dessa evolução metodológica ocorrido para a amostra LA1, na Figura 26 (a) é apresentado o ajuste inicial testado, e na Figura 26 (b), o formato final adotado para a apresentação dos resultados granulométricos nesta pesquisa.

Figura 26 – Ajuste granulométrico. (a) Inicial. (b) Final.

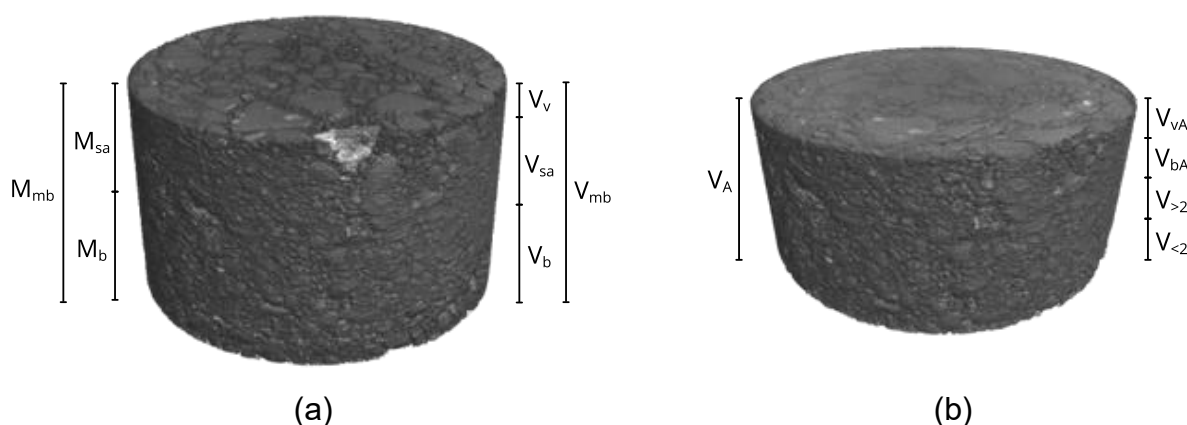


Fonte: Elaboração própria.

A definição do formato final de ajuste demandou a quantificação da proporção entre o material miúdo excluído (≤ 2 mm) e o material graúdo remanescente (> 2 mm) considerado na análise e na composição das curvas granulométricas. Dado que a granulometria real de cada corpo de prova após a compactação não foi verificada experimentalmente, a referência teria de basear-se na composição de projeto e/ou na granulometria aferida em uma porção da mistura aplicada nos segmentos. Considerando a variabilidade inerente à execução de misturas asfálticas, optou-se por determinar essas porcentagens matematicamente. Para tanto, calculou-se a porcentagem volumétrica correspondente aos agregados com dimensões inferiores ou iguais a 2 mm ($V_{<2}$), com base na composição volumétrica dos constituintes cada amostra, seguindo as diretrizes da norma DNIT 449/2024 – PRO.

A partir dos dados laboratoriais obtidos por Santos (2025) e de informações fornecidas pelas empresas responsáveis pela dosagem e execução da mistura, determinaram-se inicialmente os parâmetros volumétricos das amostras completas e, posteriormente, das amostras representativas (região correspondente a 4 cm da faixa central de cada corpo de prova). Na Figura 27 (a) e (b) são apresentados esquemas simplificados da composição volumétrica dos corpos de prova completos (COMP) e das amostras representativas (AR), respectivamente.

Figura 27 – Composição volumétrica. (a) Amostra completa. (b) Amostra representativa.



Fonte: Elaboração própria.

O volume aparente de cada corpo de prova (V_{mb}) foi calculado a partir de sua massa (M_{mb}) e da densidade relativa aparente da mistura compactada (ρ_{mb}). A massa real de agregados (M_{sa}) e a massa total de ligante (M_b) foram estabelecidas com base

na massa total e nos teores de ligante, permitindo o cálculo do volume total de ligante (V_b) a partir da densidade relativa do ligante asfáltico (ρ_b).

Após a determinação dos parâmetros volumétricos das amostras completas, procedeu-se à análise volumétrica dos constituintes das regiões representativas. No *software* Dragonfly, mensuraram-se os volumes das amostras representativas (V_A) e dos agregados com dimensões superiores a 2 mm ($V_{>2}$). Com base em V_A , V_{mb} e V_b , realizou-se o cálculo proporcional para determinar o volume de ligante (V_{bA}) presente em cada amostra representativa. A partir da porcentagem de vazios, calculou-se o volume de vazios (V_{vA}) proporcional. O volume representativo dos agregados menores ou iguais a 2 mm ($V_{<2}$) foi determinado pela diferença entre V_A , $V_{>2}$, V_{bA} e V_{vA} .

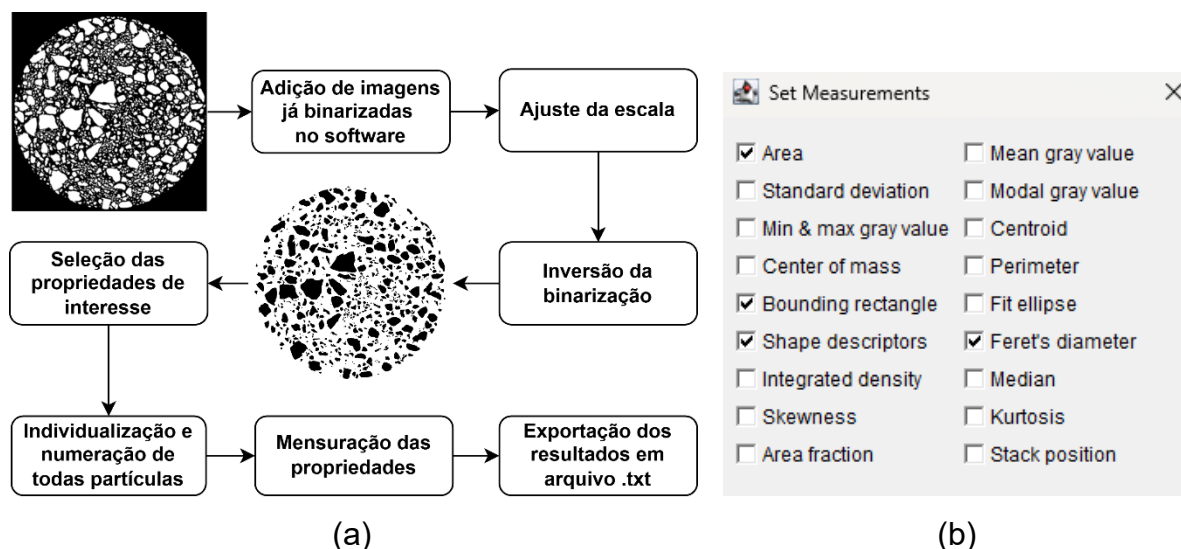
A determinação de $V_{<2}$ foi fundamental para estabelecer as distribuições granulométricas obtidas, quantificando de forma estimada a fração excluída nas etapas do processamento. Esse procedimento garante que as curvas granulométricas obtidas por PDI 2D e 3D sejam diretamente comparáveis às referências e aos limites normativos, conforme representado na Figura 26 (b).

Adicionalmente, essa abordagem constitui uma validação indireta da qualidade de segmentação, etapa crítica do PDI. O $V_{>2}$ é o único parâmetro diretamente influenciado pela precisão da segmentação, e um eventual erro de subestimação nessa etapa resultaria em um valor de $V_{>2}$ inferior ao real, o que, por sua vez, levaria a um cálculo superestimado de $V_{<2}$ (obtido por diferença volumétrica). A consistência da metodologia será avaliada pela comparação entre as granulometrias obtidas via PDI 2D e 3D e os valores de referência.

3.3.4 Análise Bidimensional

Após a conclusão do processamento no Dragonfly, as imagens binarizadas foram exportadas para o *software* Fiji/ImageJ, onde foi realizada a análise bidimensional. Devido ao volume expressivo de imagens e à necessidade de repetibilidade dos processos, desenvolveu-se um macro para automatizar e otimizar a execução das etapas. A sequência de operações implementadas por esse macro está apresentada na Figura 28 (a).

Figura 28 – Etapas da análise bidimensional. (a) Sequência de etapas automatizadas pelo macro. (b) Propriedades mensuradas.



Fonte: Elaboração própria.

No macro, foi incluído um comando para aplicar um critério aproximado de desconsideração das partículas com dimensões inferiores a 2 mm. O Fiji/ImageJ permite definir uma área mínima a ser considerada nas medições, assim, calculou-se a área de um círculo com diâmetro de 2 mm e adicionou-se este valor como parâmetro no *software*. Trata-se de um procedimento simplificado que, embora não exclua todas as partículas menores que 2 mm, garante que nenhuma partícula maior seja erroneamente desconsiderada, contribuindo para a redução da carga computacional sem comprometer a análise dos agregados de interesse.

Das propriedades mensuradas pelo Fiji/ImageJ, conforme ilustrado na Figura 28 (b), estimou-se a granulometria 2D a partir do mínimo diâmetro de Feret (MinDF). A estimativa foi feita por meio da comparação desse parâmetro com a abertura das peneiras padrão de malha quadrada recomendadas pela norma DNIT 412/2019 - ME, com o objetivo de simular um ensaio de peneiramento virtual. Devido ao grande volume de imagens, este processo foi automatizado por meio de um processamento em lote no *software* OriginPro (OriginLab Corporation, 2024).

O OriginPro permite a criação e o salvamento de uma análise como *template*, relacionando valores e utilizando suas ferramentas de forma integrada. Esse modelo pode ser replicado para milhares de arquivos em poucos minutos, consolidando automaticamente os resultados em uma planilha final. No caso do peneiramento

virtual, a porcentagem de partículas retidas em cada peneira foi calculada com base na relação entre a área individual das partículas retidas e a área total de agregados presentes em cada imagem. A partir das porcentagens retidas em cada peneira, determinaram-se as respectivas porcentagens passantes acumuladas.

Posteriormente, as curvas granulométricas das fatias foram ordenadas aleatoriamente por meio do método *Mersenne Twister* (Matsumoto e Nishimura, 1998), algoritmo que o *software* Excel (Microsoft, 2025) implementa para gerar números pseudoaleatórios. Com base nessas porcentagens, calcularam-se as médias cumulativas para cada peneira. A plotagem de gráficos das médias cumulativas passantes em função do número de imagens analisadas permitiu a comparação entre as granulometrias obtidas por PDI e as granulometrias de referência.

Sabe-se que quanto maior o número de imagens, maior é a representatividade estatística da análise, com tendência de estabilização das médias passantes e menor variação entre os valores. Dessa forma, determinou-se a quantidade mínima de imagens necessária para fornecer informações representativas sobre os agregados e possibilitar análises granulométricas satisfatórias.

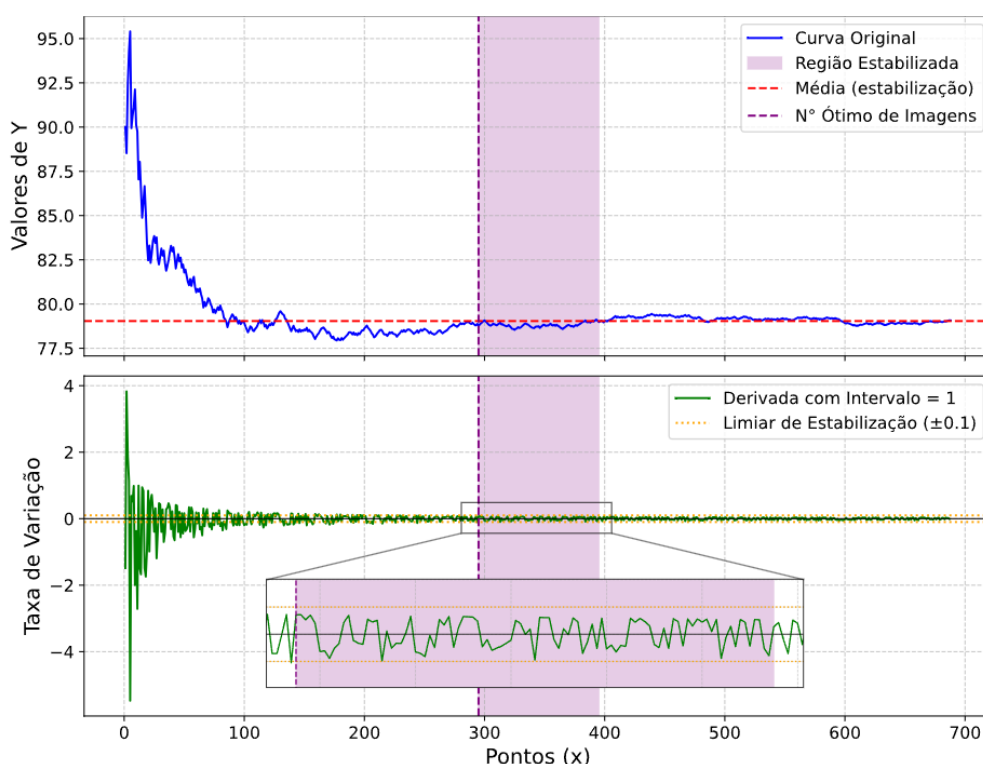
A definição do número ótimo de imagens foi realizada mediante análise matemática baseada no método da derivada. Este método fundamenta-se no princípio matemático de que, à medida que uma curva se aproxima de um valor assintótico, sua taxa de variação tende a zero. Em outras palavras, as diferenças entre valores consecutivos da série de dados tornam-se progressivamente menores até atingirem estabilização (Seber e Wild, 1989).

O critério de estabilização adotado considerou que, quando uma sequência consecutiva de pontos (com determinada amplitude) apresentou valores de derivada dentro de um intervalo pré-definido (*limiar*), esse segmento foi classificado como estável. O ponto inicial dessa região estabilizada foi então estabelecido como o número ótimo de imagens. A seleção do limiar adequado para a série de médias passantes foi realizada mediante testes com diferentes valores, concluindo-se que 0,1 representa um valor equilibrado, capturando eficientemente a variabilidade local em todas as peneiras sem ser excessivamente influenciado por oscilações aleatórias dos valores. Quanto à amplitude, adotou-se um intervalo de 100 pontos como parâmetro determinante para caracterização da estabilização.

Para operacionalizar esta análise, desenvolveu-se um algoritmo simples em linguagem *Python*. Resumidamente, o código tem como dados de entrada os valores

da média passante (valores de Y) e número de imagens de cada peneira analisada (pontos em X), além do limiar e amplitude a serem considerados. Ele processa e calcula as derivadas numéricas (taxa de variação) destes valores e realiza uma comparação sistemática da sequência de pontos de amplitude com o limiar estabelecido. Por fim, o algoritmo fornece o ponto inicial da estabilização identificado e a representação gráfica da localização destes pontos, conforme representado na Figura 29.

Figura 29 – Estabilização de dados pelo método da derivada.



Fonte: Elaboração própria.

As propriedades morfológicas dos agregados foram estimadas por meio do índice de forma e da esfericidade. O IF não é uma medida fornecida diretamente pelo ImageJ/Fiji, então foi necessário utilizar as medidas extraídas pela aplicação do critério do menor retângulo delimitador (*Bounding rectangle*), conforme as propriedades selecionadas na Figura 28 (b). Este método determina o menor retângulo capaz de envolver uma partícula, a partir do qual o *software* mede as dimensões de comprimento máximo ($L_{MÁX}$) e mínimo ($L_{MÍN}$). O IF foi calculado pela relação entre estas medidas conforme representado na Equação 2, simulando o

procedimento de mensuração com paquímetro, conforme estabelecido pela norma DNIT 425/2020 - ME.

A esfericidade 2D ou circularidade, um dos parâmetros descritores de forma (*Shape descriptors*) mensuráveis pelo ImageJ/Fiji, foi calculada conforme a Equação 3, que relaciona a área e o perímetro de cada partícula bidimensional.

$$Circularidade = 4\pi * \frac{A_p}{(P_p)^2} \quad (3)$$

Onde:

A_p = Área da partícula (mm²);

P_p = Perímetro da partícula (mm);

Este parâmetro assume valores no intervalo de 0 a 1, sendo que 1 representa uma seção de partícula perfeitamente circular, enquanto valores próximos de 0 indicam partículas altamente irregulares ou alongadas. A circularidade foi correlacionada com o IF obtido por PDI e com resultados do ensaio laboratorial de referência, visando validar os dados extraídos neste estudo.

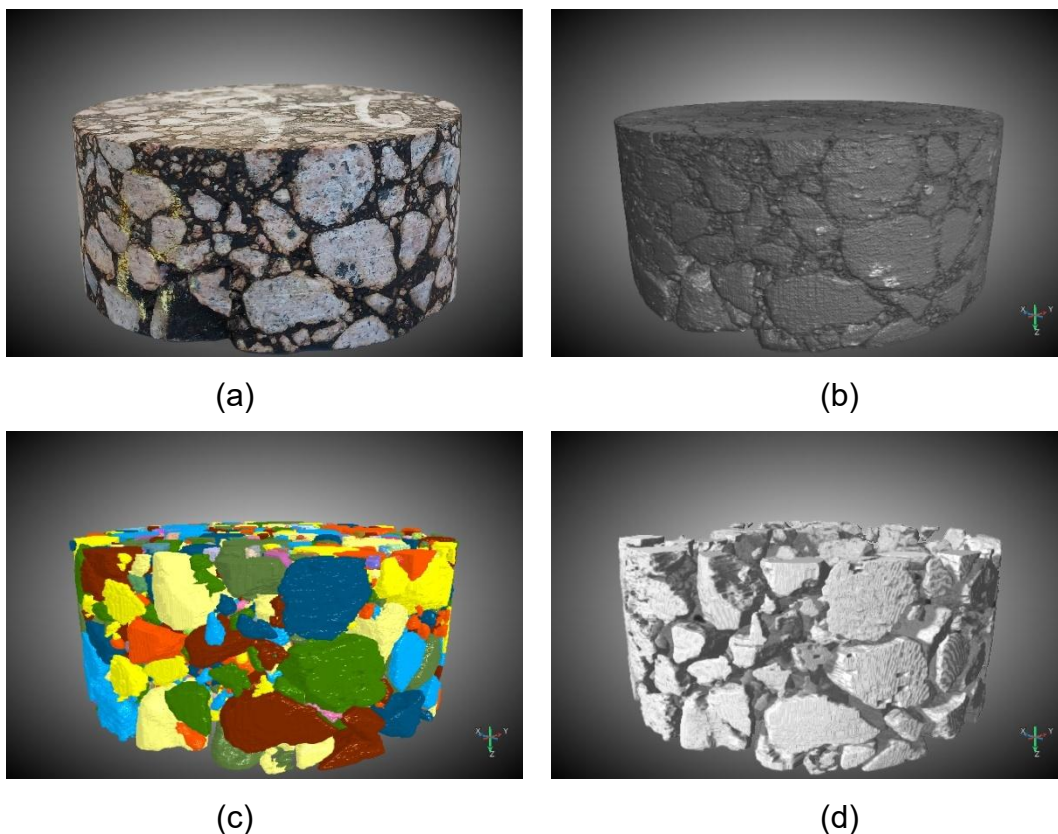
Análogo ao critério aplicado na análise granulométrica, calcularam-se as médias cumulativas dos IFs e das esfericidades obtidos para cada peneira, com base nos resultados da análise granulométrica e da determinação da peneira na qual cada partícula ficou retida, e plotadas as curvas em função do número de imagens. O número ótimo para a determinação de ambas as propriedades também foi determinado matematicamente pelo método da derivada. A seleção do limiar para essas análises seguiu os mesmos critérios utilizados na análise granulométrica, no entanto, o valor adotado foi de 0,005 devido à baixa variação entre os valores dos parâmetros analisados. Quanto à amplitude, adotou-se um intervalo de 50 pontos, em virtude do número limitado de imagens encontrado em algumas peneiras.

3.3.5 Análise Tridimensional

A análise tridimensional das propriedades foi conduzida por meio do *software* Dragonfly, que disponibiliza ferramentas especializadas para este fim. Entre estas, destacam-se os recursos de visualização 3D, que constituíram a etapa inicial da

análise ao permitirem a comparação entre a amostra real e o resultado do processamento, conforme ilustrado na Figura 30.

Figura 30 – Evolução do PDI. (a) Foto da amostra real. (b) Modelagem 3D sem processamentos. (c) e (d) Modelagem 3D final com e sem a individualização dos agregados graúdos.



Fonte: Elaboração própria.

A comparação entre a Figura 30 (a) e (d) evidencia a correspondência entre os agregados da amostra real e sua representação na modelagem tridimensional. Adicionalmente, essa análise possibilitou verificar a distribuição espacial e direcional dos agregados na microestrutura da amostra, contribuindo para uma melhor compreensão dos resultados obtidos pela mensuração tridimensional das propriedades das partículas.

Na análise 3D, adotou-se uma lógica análoga à empregada na abordagem 2D para desconsiderar de forma estimada as partículas de agregados com dimensões inferiores a 2 mm. O Dragonfly permite definir um limite mínimo de *voxels* para eliminar partículas abaixo de um valor estipulado. Para isso, calculou-se o número de *voxels* correspondente ao volume de uma esfera com 2 mm de diâmetro, valor que foi então

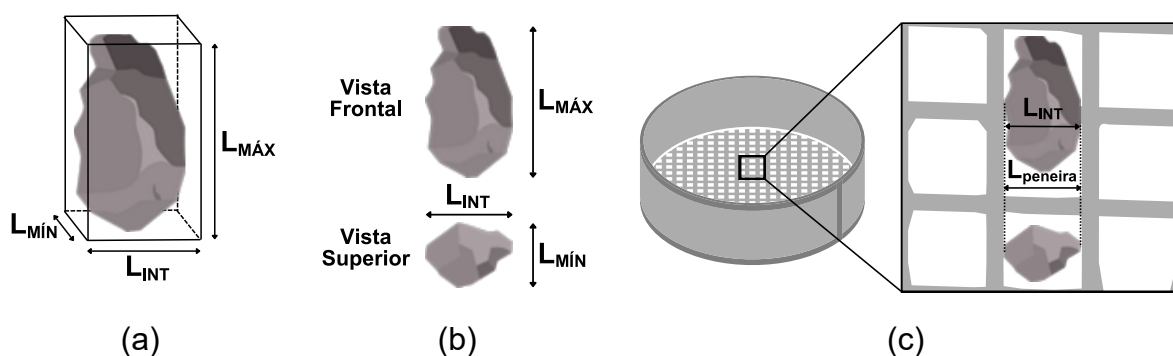
inserido como parâmetro no programa. Esse procedimento contribui para a redução da carga computacional, sem comprometer a análise dos agregados de interesse.

Exploraram-se os recursos do programa para estimar a granulometria das partículas, incluindo a determinação do diâmetro de Feret, que fornece as medidas do Feret máximo (MaxDF), Feret mínimo (MinDF) e um Feret médio (MedDF). Contudo, diferentemente da análise em 2D, o MinDF obtido tridimensionalmente não é adequado para estimar a granulometria na simulação de peneiramento virtual, uma vez que não representa a medida determinante para a passagem ou retenção das partículas nas aberturas das peneiras.

O MedDF indica o valor médio dos diâmetros de Feret mínimo e máximo mensurado ao girar cada objeto em um determinado número de orientações a cada 5 graus (Comet Technologies, 2024). Foram realizados alguns testes a partir de imagens com partículas de dimensões conhecidas na tentativa de compreender o cálculo deste parâmetro pelo programa. No entanto, os valores mensurados para os MedDF não condiziam com as medidas de referência, o que indicou que este parâmetro não poderia ser considerado para a estimativa da granulometria.

Dessa forma, foi necessário buscar alternativas que proporcionassem uma estimativa da granulometria com a precisão desejada. Para isso, primeiramente foi aplicado o método da caixa delimitadora, o qual gera a menor caixa que se ajusta às dimensões de cada agregado e registra os valores de comprimento máximo ($L_{MÁX}$), mínimo ($L_{MÍN}$) e intermediário (L_{INT}) da caixa, conforme representado na Figura 31 (a).

Figura 31 – Estimativa da granulometria tridimensional. (a) Método da caixa delimitadora. (b) Vista frontal e superior de uma partícula. (c) Relação das dimensões da partícula no ensaio de peneiramento.



Fonte: Elaboração própria.

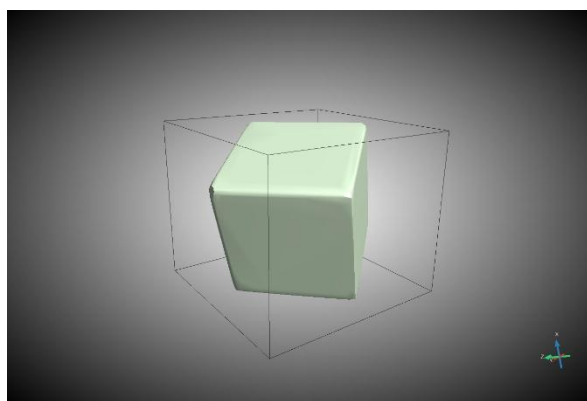
A maneira mais simples de compreender as medidas fornecidas por este método é assimilando-as com as dimensões de diferentes vistas de um agregado, conforme o exemplo ilustrado na Figura 31 (b). O LINT foi adotado para a simulação do processo de peneiramento virtual, pois conforme representado na Figura 31 (c), quando comparado com a largura de abertura das peneiras, é esta medida que determina a passagem ou retenção da partícula.

O Dragonfly permite o ajuste da caixa manualmente para cada agregado selecionado, fato que demandou o desenvolvimento de um macro para automatizar o processo frente à quantidade considerável de partículas analisadas. O macro foi desenvolvido em linguagem *Python* para compilar uma sequência de comandos do Dragonfly no código, incluindo a criação da caixa, seleção da partícula para ajuste de delimitação e mensuração das dimensões da caixa.

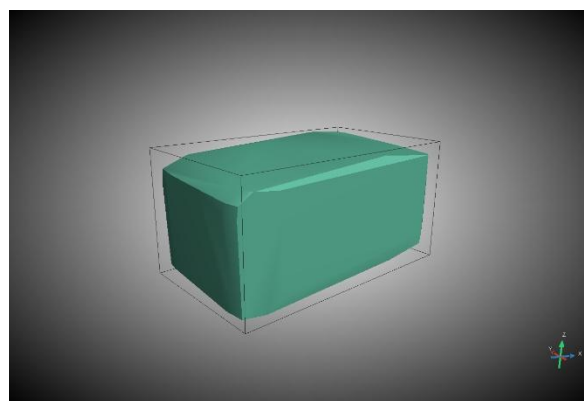
No entanto, durante a realização de testes de mensuração com partículas de dimensões previamente conhecidas, identificou-se uma limitação nessa metodologia. Conforme apresentado na Figura 32 (a), durante a geração e ajuste da menor caixa delimitadora, o *software* identifica incorretamente as dimensões das partículas com maior cubicidade, superestimando as medições. Em contrapartida, observou-se que nas partículas com maior lamelaridade ou alongamento, a caixa ajustou-se adequadamente às suas dimensões circundantes, conforme representado na Figura 32 (b).

Figura 32 – Ajuste da caixa delimitadora em partículas no Dragonfly. (a) Cúbicas.

(b) Alongadas/lamelares.



(a)



(b)

Fonte: Elaboração própria.

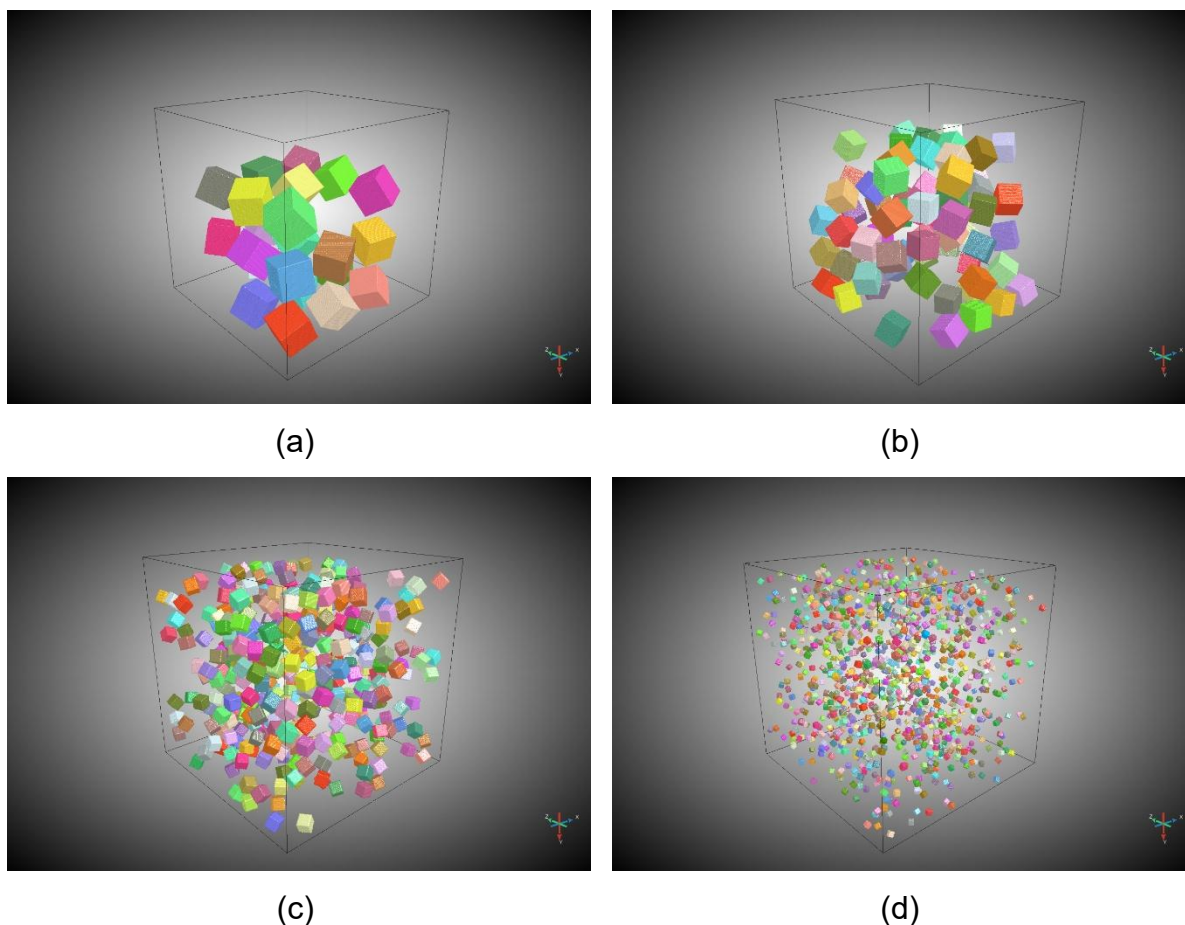
A alternativa empregada para superar essa limitação baseou-se no uso de um algoritmo desenvolvido em *Python*, fundamentado na biblioteca de processamento *Open3D* (Zhou *et al.*, 2018). Essa ferramenta aplica a técnica denominada *Oriented Bounding Box* (OBB), que segue a mesma metodologia de geração de caixa ajustada a cada partícula. Para tanto, criou-se um macro baseado nos comandos do Dragonfly para gerar a malha de contorno (*convex hull*) de cada partícula, exportá-la e salvá-la como arquivo STL (*Standard Tessellation Language*) de maneira automatizada. O código OBB processa cada malha, mede as dimensões da caixa e armazena os resultados em planilhas CSV (*Comma-Separated Values*).

Para validação do código OBB, foram geradas amostras virtuais tridimensionais contendo partículas com dimensões conhecidas, por meio da combinação de outros dois códigos desenvolvidos em OpenSCAD e *Python*. O primeiro algoritmo gera partículas aleatórias sem contato e de dimensões controladas, resultando em um modelo digital bifásico (agregados e matriz). O segundo código submete a amostra virtual a um seccionamento serial, produzindo um conjunto de imagens bidimensionais e binárias. Esse procedimento simula a obtenção de fatias por microtomografia computadorizada, permitindo a posterior importação ao *software* Dragonfly e a reconstrução tridimensional conforme as etapas convencionais de PDI.

Inicialmente, testaram-se agregados com formatos cúbicos e alongados a fim de verificar possíveis erros no ajuste da caixa delimitadora, como os observados nos testes preliminares. Constatou-se que o algoritmo de ajuste não apresentou problemas de delimitação para nenhum dos dois formatos. Com base nesse resultado, procedeu-se à criação de amostras cúbicas de 100 mm de aresta, contendo partículas cúbicas com arestas de 15 mm, 10 mm, 5 mm e 2 mm, em quantidades variadas, para avaliar a influência do tamanho das partículas no processo de análise.

A escolha dessas dimensões deve-se à sua proximidade com as aberturas da série das peneiras utilizada posteriormente no peneiramento virtual. Na geração dessas amostras virtuais, buscou-se manter a resolução próxima à das imagens reais de microtomografia (58 $\mu\text{m}/\text{pixel}$), tendo sido adotado o valor de 56 $\mu\text{m}/\text{pixel}$. A configuração das amostras virtuais está apresentada na Figura 33.

Figura 33 – Amostra virtual com partículas cúbicas de diferentes dimensões. (a) 15 mm. (b) 10 mm. (c) 5 mm. (d) 2 mm.



Fonte: Elaboração própria.

A validação numérica do método foi conduzida por meio de análise estatística descritiva, incluindo o cálculo do desvio padrão e do erro médio, complementada pela plotagem de histogramas e das correspondentes curvas de distribuição normal para as dimensões obtidas pelo método OBB. O foco da análise foi direcionado às medidas do L_{INT} das partículas, uma vez que essa dimensão é determinante para as análises subsequentes.

A estimativa granulométrica tridimensional foi realizada comparando-se o L_{INT} de cada partícula com as aberturas das peneiras padrão de malha quadrada recomendadas pela norma DNIT 412/2019 - ME. A porcentagem de material retido em cada peneira foi calculada com base na soma das relações entre o volume individual de cada partícula retida e o volume total de agregados na amostra. A partir das porcentagens retidas, determinaram-se as porcentagens passantes acumuladas, permitindo a construção da curva granulométrica de cada amostra.

O teste final de validação, precedendo a aplicação da metodologia às amostras reais, consistiu em verificar se a análise das amostras representativas (conforme descrito no item 3.2.2) é capaz de capturar as propriedades das amostras completas, simultaneamente otimizando o PDI com um menor volume de dados. Para isso, realizou-se o PDI 3D da amostra completa LA2 utilizando todo o conjunto de imagens de μ TC, possibilitando uma comparação direta com os resultados da AR. Ressalta-se que este procedimento completo foi aplicado a uma única amostra, considerando a demanda computacional e o tempo de processamento substancialmente maiores envolvidos.

Paralelamente, determinou-se a composição granulométrica exata do corpo de prova físico LA2 (REF LAB) por meio de ensaios laboratoriais. A amostra foi submetida à extração de ligante asfáltico (norma DNER 053/1994 - ME), seguida de peneiramento dos agregados para análise granulométrica (norma DNIT 412/2019 – ME). Após concluída essa etapa de validação experimental, o método OBB foi aplicado ao conjunto de imagens das regiões representativas de todas as amostras.

Em relação às propriedades morfológicas tridimensionais, o IF não é obtido diretamente pelo Dragonfly, então, foi determinado a partir das medidas extraídas do método da caixa. Seguiram-se as recomendações da norma DNIT 425/2020 - ME, por meio do cálculo do IF, a partir da relação entre o comprimento ($L_{MÁX}$) e a espessura ($L_{MÍN}$) das partículas.

Já a esfericidade foi mensurada diretamente pelo Dragonfly, que mede o grau em que uma partícula se aproxima do formato de uma esfera, calculando a razão entre o seu volume e a sua área superficial, conforme a Equação 4.

$$Esfericidade = \frac{(6\pi^{1/2} * V_p)^{2/3}}{A_p} \quad (4)$$

Onde:

V_p = Volume da partícula (mm^3);

A_p = Área superficial da partícula (mm^2), calculada usando o método desenvolvido por Lindblad (2005).

Este parâmetro assume valores entre 0 e 1, onde 1 representa uma partícula perfeitamente esférica e valores próximos de 0 indicam partículas de formato irregular ou alongado. A esfericidade tridimensional foi correlacionada com a esfericidade

bidimensional e com os IF, obtidos por PDI e por ensaio laboratorial, visando validar os dados extraídos neste estudo.

O teste para verificar se a análise das amostras representativas é capaz de capturar as propriedades das amostras completas também foi realizado para as propriedades morfológicas. Realizou-se o PDI 3D da amostra completa LA2 e extraiu-se os índices de forma e as esfericidades para comparar diretamente com os resultados da AR. Vale destacar que os valores adotados como referência para ambos os parâmetros foram os mesmos apresentados no item 3.1.2, não sendo verificadas estas propriedades por meio de ensaios laboratoriais com o material granular extraído da amostra física LA2.

4 RESULTADOS E DISCUSSÕES

Neste capítulo estão apresentados os resultados decorrentes da aplicação da metodologia proposta. Na seção 4.1 são expostos os resultados referentes à análise granulométrica, e na seção 4.2, referentes à análise das propriedades morfológicas.

4.1 Análise Granulométrica

Conforme estabelecido no item 3.3.3, devido ao ajuste granulométrico, calculou-se a porcentagem volumétrica de agregados com dimensões inferiores a 2 mm ($V_{<2}$), com base na composição volumétrica de cada amostra. Na Tabela 11 estão apresentados os parâmetros determinados para o cálculo do volume total de ligante (V_b) presente na composição das amostras completas.

Tabela 11 – Cálculo do volume de ligante total das amostras.

AMOSTRA	M_{mb} (g)	ρ_{mb} (g/cm ³)	V_{mb} (cm ³)	M_{sa} (g)	M_b (g)	ρ_b (g/cm ³)	V_b (cm ³)
LA1	1143,60	2,32	493,57	1092,98	50,62	1,02	49,87
LA2	1144,00	2,32	492,89	1093,37	50,63	1,02	49,89
LA3	1142,40	2,31	494,12	1091,84	50,56	1,02	49,82
PA1	884,70	2,34	377,43	845,54	39,16	1,02	38,58
PA2	1147,10	2,34	489,59	1096,33	50,77	1,02	50,02
PA3	1065,70	2,33	458,17	1018,53	47,17	1,02	46,47
LC1	1132,60	2,33	485,47	1088,89	43,71	1,01	43,19
LC2	1135,70	2,33	488,47	1091,87	43,83	1,01	43,31
LC3	1135,70	2,34	485,34	1091,87	43,83	1,01	43,31
PC1	888,40	2,32	383,26	854,12	34,28	1,01	33,88
PC2	800,80	2,28	350,92	769,90	30,90	1,01	30,54
PC3	849,10	2,30	369,98	816,33	32,77	1,01	32,38

Fonte: Elaboração própria.

Após a determinação dos parâmetros das amostras completas, procedeu-se à análise volumétrica das regiões representativas. Na Tabela 12 estão expostos os dados finais para o cálculo da porcentagem volumétrica de agregados menores que 2 mm ($V_{<2}$).

Tabela 12 – Cálculo do volume de agregados menores que 2 mm das amostras representativas.

AMOSTRA	V_A (cm ³)	TEOR _b (%)	V_{bA} (cm ³)	V_v (%)	V_{vA} (cm ³)	$V_{>2}$ (cm ³)	$V_{<2}$ (cm ³)	$V_{<2}$ (%)
LA1	319,38	4,43	32,27	6,37	20,35	121,29	145,48	45,55
LA2	321,90	4,43	32,58	6,21	19,97	112,71	156,64	48,66
LA3	319,68	4,43	32,23	6,60	21,10	124,12	142,23	44,49
PA1	322,44	4,43	32,96	5,44	17,53	129,22	142,73	44,27
PA2	323,12	4,43	33,01	5,49	17,74	125,86	146,52	45,34
PA3	247,90	4,43	25,14	6,18	15,31	128,82	78,62	31,71
LC1	323,31	3,86	28,76	5,88	19,00	113,80	161,74	50,03
LC2	319,06	3,86	28,29	6,20	19,78	126,41	144,59	45,32
LC3	321,58	3,86	28,69	5,62	18,07	130,70	144,12	44,82
PC1	319,33	3,86	28,23	6,35	20,28	120,33	150,50	47,13
PC2	321,76	3,86	28,00	7,79	25,06	155,36	113,33	35,22
PC3	321,18	3,86	28,11	7,25	23,29	118,42	151,36	47,13

Fonte: Elaboração própria.

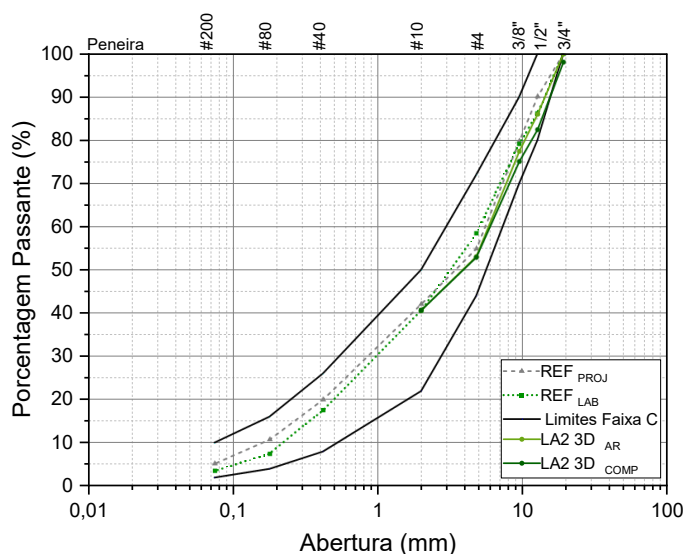
A determinação de $V_{<2}$ foi fundamental para contextualizar as distribuições granulométricas em cada amostra, quantificando a fração de agregados graúdos ($V_{>2}$) efetivamente considerada na análise granulométrica por meio do PDI. Os resultados apresentados na Tabela 12 indicam uma variabilidade na porcentagem de $V_{<2}$ de 31,71% a 48,66% nas amostras do Segmento A, e de 35,22% a 50,03% nas amostras do Segmento C. Consequentemente, a fração de material graúdo ($V_{>2}$) variou entre 51,34% e 68,29% (Segmento A) e entre 49,97 e 64,78% (Segmento C).

Comparando esses intervalos com as faixas de material graúdo das referências de projeto e executada (57,85-64,44% para o Segmento A e 61,67-62,16% para o segmento C), observa-se que parte dos valores calculados se situa fora dos limites dessas referências.

O parâmetro $V_{>2}$ é diretamente influenciado pela precisão da segmentação no PDI, etapa que define os limites (pixels/voxels) e, consequentemente, o volume de cada agregado. A variabilidade inerente à produção e à execução das misturas asfálticas, aliada a eventuais imperfeições na segmentação, pode explicar parte das discrepâncias observadas. Uma análise mais abrangente, realizada com base nas curvas granulométricas 2D e 3D apresentadas nas seções seguintes, permitirá uma avaliação mais consolidada dessas hipóteses.

Antes da apresentação dos resultados das análises granulométricas 2D e 3D, expõem-se os resultados do teste comparativo entre a amostra representativa (AR) e a amostra completa (COMP), analisadas por meio do PDI 3D conforme descrito no item 3.3.5. Na Figura 34 estão apresentados esses resultados, incluindo a referência de projeto e a curva da composição granulométrica exata do corpo de prova LA2 (REF LAB), determinada por ensaios laboratoriais.

Figura 34 – Influência da AR na análise granulométrica por meio do PDI 3D.



Fonte: Elaboração própria.

Como se observa na Figura 34, as curvas referentes às amostras AR e COMP apresentam-se praticamente sobrepostas, indicando que a análise restrita à região representativa não compromete a determinação da distribuição granulométrica em relação à amostra completa.

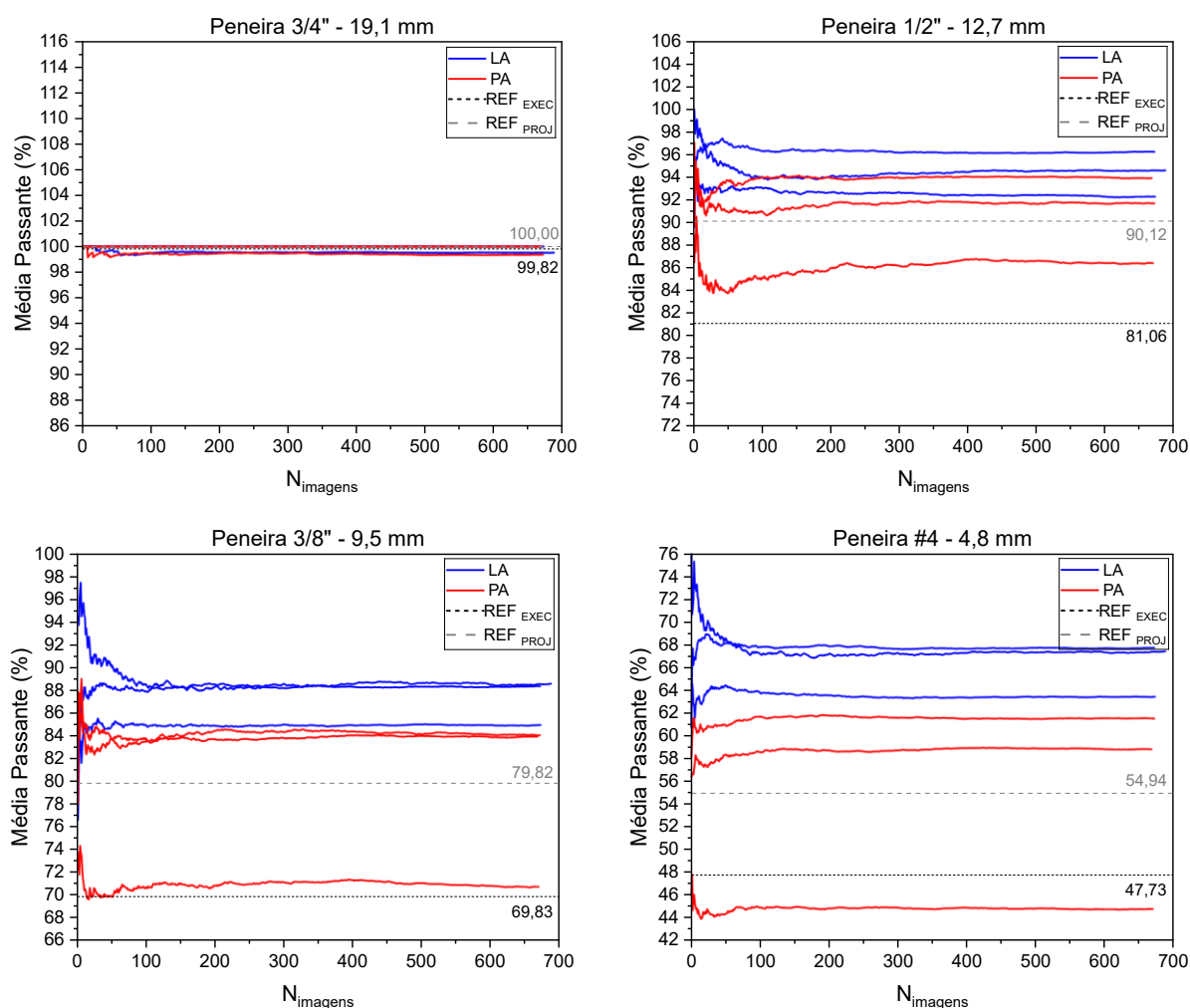
Quanto à proximidade entre as curvas e as referências de projeto e de laboratório, identifica-se que os resultados do PDI 3D apresentam uma granulometria ligeiramente mais grossa. Esse comportamento pode estar associado a imprecisões na etapa de segmentação, especialmente na distinção de agregados miúdos em contato, o que pode levar à permanência de partículas aglomeradas após a etapa de pós-processamento, interpretadas como partículas de dimensões superiores às reais. Conclusões mais abrangentes serão fundamentadas na análise consolidada de todo o conjunto de amostras.

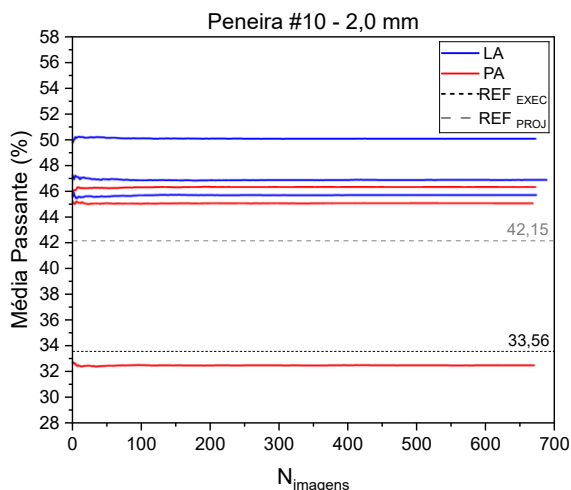
De acordo com as condições metodológicas estabelecidas, as abordagens de PDI 2D e 3D foram aplicadas a todo o conjunto de amostras. Os resultados detalhados são apresentados nas seções subsequentes.

4.1.1 Granulometria Bidimensional

As curvas de convergência para a análise da estabilidade das médias cumulativas de partículas passantes em função do número de imagens, obtidas pelo método bidimensional para a mistura do Segmento A, estão apresentadas na Figura 35, juntamente com as referências granulométricas de projeto e executada em pista.

Figura 35 – Médias passantes dos agregados do Segmento A.





Fonte: Elaboração própria.

Antes de analisar os resultados das curvas de convergência, cabe destacar o afastamento observado entre as granulometrias de referência de projeto e executada no Segmento A. Esta diferença pode ser atribuída a fatores de execução. A primeira hipótese considera uma imprecisão no ensaio laboratorial de extração do ligante e posterior análise granulométrica. Um tempo de lavagem com solvente insuficiente no equipamento extrator pode ter deixado agregados parcialmente recobertos por ligante ou aglomerados, resultando na mensuração de partículas com dimensões superiores às reais.

Alternativamente, uma segunda hipótese atribui essa discrepância a uma amostragem insuficiente ou não representativa da mistura aplicada em pista. A composição granulométrica final está sujeita a variações durante a execução, a porção coletada pode ter sido proveniente de uma região que sofreu segregação durante o transporte ou a aplicação. Essa constatação reforça a relevância de explorar metodologias complementares, como o PDI, para detectar e analisar tais discrepâncias e, futuramente, correlacioná-las com o desempenho das misturas.

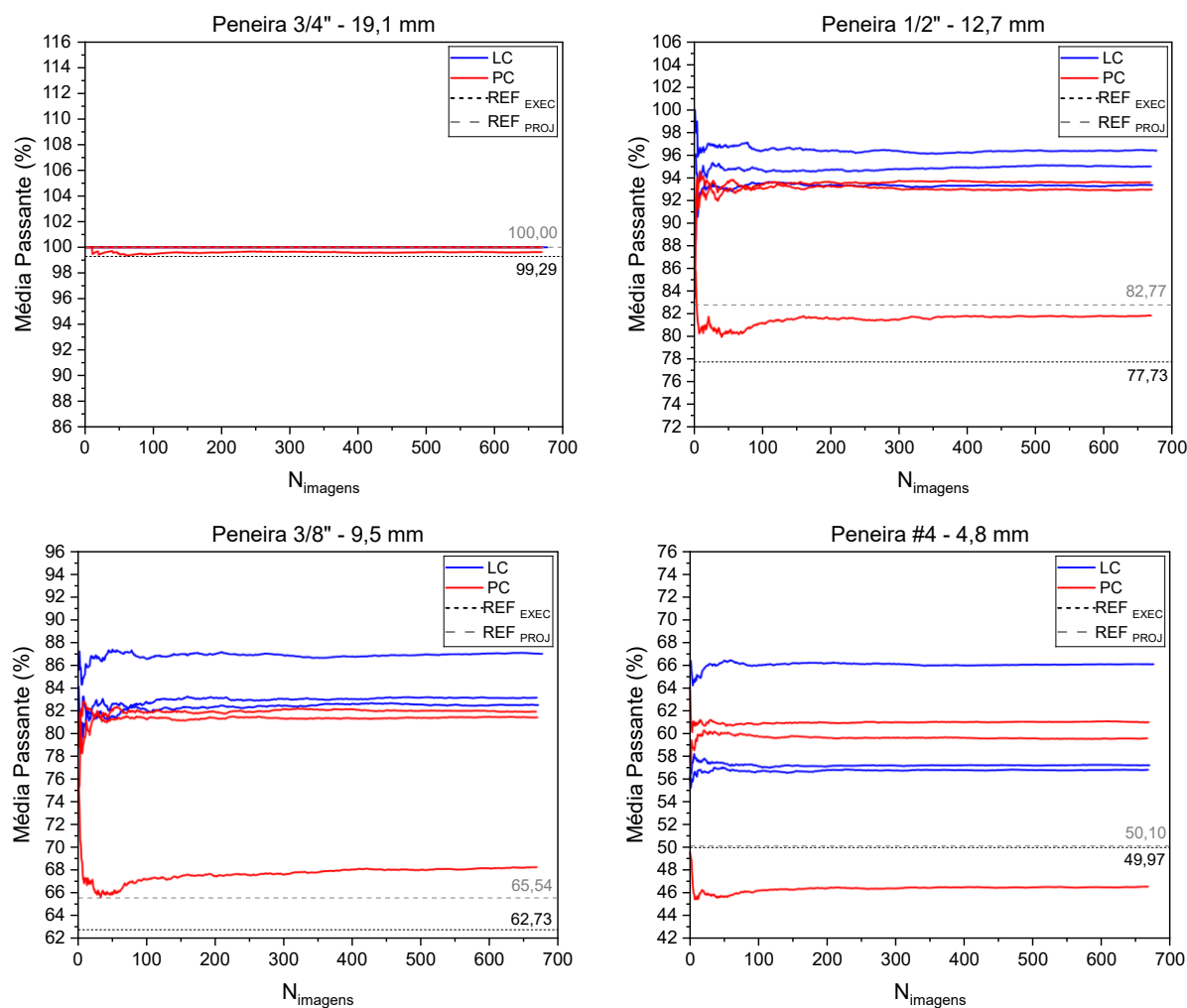
Nos gráficos da Figura 35, observa-se que apenas na peneira 3/4" (19,1 mm) as médias passantes aproximaram-se dos valores de referência. Nas demais peneiras, verifica-se um comportamento muito semelhante entre as curvas de convergência, com médias passantes estabilizando em valores superiores aos de referência. Esses valores elevados sugerem a identificação de partículas com dimensões inferiores às reais, indicando que a metodologia bidimensional tende a subestimar as dimensões dos agregados, certamente em decorrência da natureza seccional do método. O fato de as análises 2D basearem-se em cortes transversais

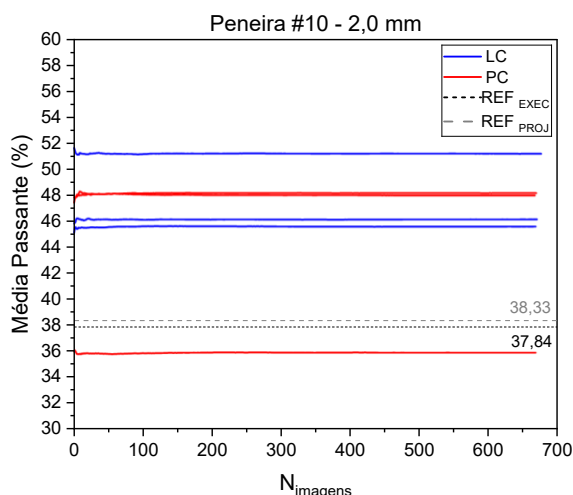
dos agregados influenciou diretamente esses resultados, uma vez que a seção imageada tende a não representar a dimensão determinante das partículas para estimar sua retenção no peneiramento virtual.

Na comparação entre os métodos de compactação, as amostras extraídas da pista apresentaram médias passantes convergindo a valores mais próximos dos de referência do que as moldadas em laboratório. Constatou-se também maior variabilidade nos resultados das amostras extraídas, onde duas amostras exibiram curvas próximas à referência de projeto, enquanto uma terceira apresentou valores mais distantes, porém próximos da granulometria executada em pista.

Análoga à análise anterior, na Figura 36 estão apresentadas as curvas de convergência para as amostras do Segmento C, incluindo as respectivas granulometrias de referência da mistura.

Figura 36 – Médias passantes dos agregados do Segmento C.





Fonte: Elaboração própria.

Diferentemente do observado para o Segmento A, a verificação laboratorial da granulometria executada em pista para o Segmento C, obtida por extração do ligante e posterior peneiramento, apresentou boa proximidade com a granulometria especificada em projeto. Este resultado indica que os problemas identificados no segmento anterior não se reproduziram, sugerindo que as condições de execução e amostragem foram mais controladas ou representativas neste segmento.

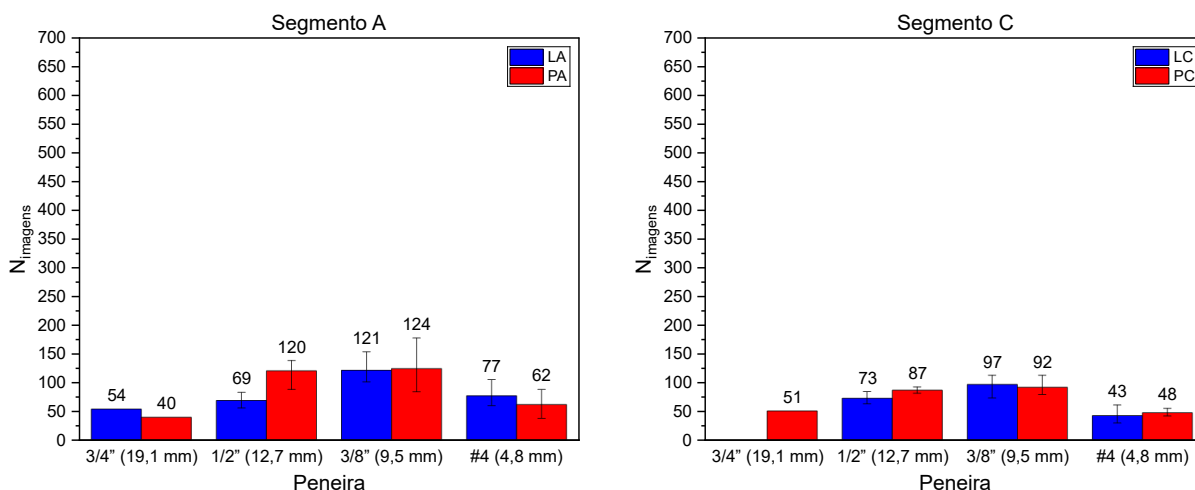
De modo geral, as curvas de convergência da Figura 36 obtidas por PDI 2D apresentaram comportamento caracterizado por médias passantes na peneira 3/4" (19,1 mm) estabilizando em valores coincidentes com os de referência, enquanto nas demais peneiras os valores mostraram-se superiores. Este padrão confirma a imprecisão inerente às análises bidimensionais para ambos os segmentos, indicando que a limitação é metodológica e independe da faixa granulométrica avaliada. Tais resultados validam a hipótese de que a estimativa granulométrica baseada em seções de agregados não fornece análises precisas, tendendo a superestimar as porcentagens passantes de material granular em relação à composição real.

Quanto à influência do método de compactação, observa-se curvas de convergência das amostras moldadas em laboratório e extraídas da pista mais próximas no Segmento C do que no Segmento A. Este comportamento é evidenciado particularmente nas peneiras 1/2" (12,7 mm) e 3/8" (9,5 mm), onde verifica-se sobreposição nas curvas de algumas amostras (indicando médias passantes de aproximadamente 93% e 82%, respectivamente). No entanto, mantém-se a tendência identificada nos resultados do Segmento A, onde as curvas das amostras extraídas encontram-se mais afastadas de uma maneira geral.

Apesar de a peneira #10 (2,0 mm) compor a série analisada, ela não foi considerada na determinação do número ótimo de imagens. Suas médias passantes representam o total de agregados finos calculados a partir dos parâmetros volumétricos apresentados na Tabela 12, somadas às porcentagens passantes de partículas remanescentes do processo de exclusão do material com dimensões inferiores a 2 mm. Por conta disso, observam-se curvas de convergência na Figura 35 e na Figura 36 com estabilização imediata e praticamente constantes. Este comportamento confirma a eficiência do uso de um valor de área circular mínima como parâmetro para exclusão das partículas inferiores a 2 mm nas etapas do PDI 2D. Todas as demais peneiras foram consideradas na análise.

Os números ótimos de imagens utilizadas na determinação da granulometria foram reunidos na Figura 37. Os valores indicados no gráfico correspondem à média dos resultados das amostras de cada segmento avaliado, enquanto as barras representam os valores máximos e mínimos observados. Exemplos do processo de determinação dos números ótimos por meio do método da derivada para uma das amostras analisadas estão apresentados no APÊNDICE A.

Figura 37 – Número ótimo de imagens para determinação da granulometria.



Fonte: Elaboração própria.

A comparação entre os números ótimos de imagens deve considerar a quantidade e o tamanho das partículas em cada peneira. As misturas asfálticas estudadas possuem poucas ou nenhuma partícula com dimensão maior que 19,1 mm. Como exemplo, na análise por PDI 2D, partículas desta faixa dimensional foram

identificadas em apenas uma das três amostras LA, PA e PC, e em nenhuma das amostras LC. A escassez de partículas com essas dimensões resulta em uma variabilidade reduzida nas médias de material passante, justificando os números ótimos inferiores observados para essa peneira em ambos os segmentos.

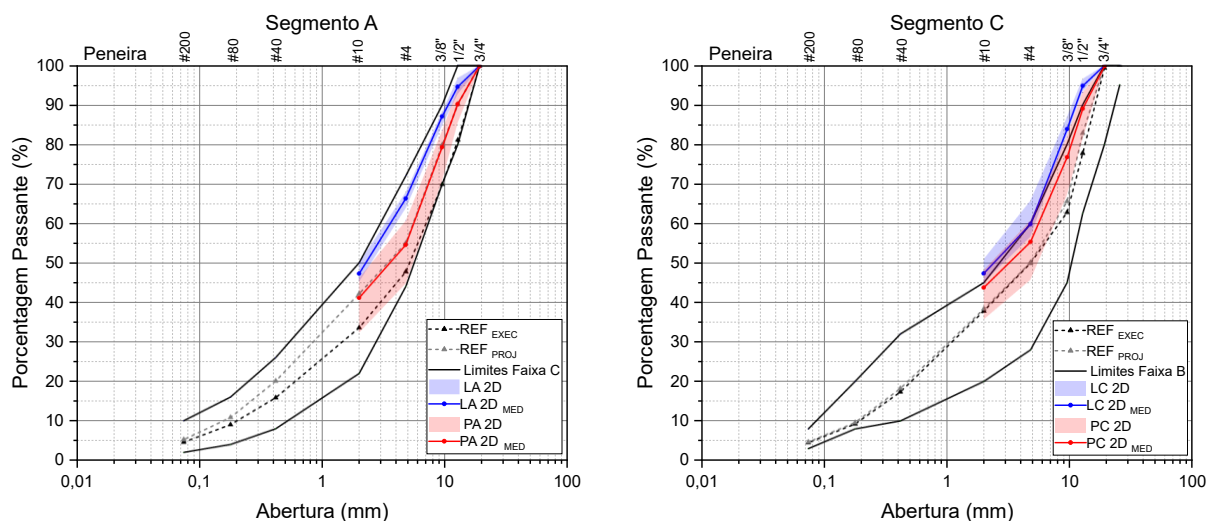
Por outro lado, as misturas possuem maior quantidade de material granular retido nas peneiras 1/2" e 3/8", distribuídos e orientados em sua microestrutura durante a compactação. Caso se concentrem em regiões específicas, como no caso da ocorrência de segregação, as imagens obtidas ao longo das amostras capturam quantidades variáveis dessas partículas. Essa heterogeneidade espacial aumenta a variabilidade das porcentagens passantes calculadas para cada fatia, refletindo-se em números ótimos médios superiores a 120 imagens. A forma lamelar dos agregados é outro fator influente, pois o imageamento 2D captura seções transversais variáveis dependendo da orientação espacial de cada partícula na mistura.

Na análise granulométrica, a peneira #4 representa o limite de separação entre agregados graúdos e miúdos. O material passante nesta peneira constitui uma população amostral significativa. Consequentemente, a variância nas médias passantes entre as fatias é rapidamente atenuada pelo processo de análise cumulativa do método da derivada, levando a uma estabilização mais rápida da média e, portanto, a um número ótimo de imagens menor para esta fração.

De modo geral, os gráficos da Figura 37 não revelam um padrão claro de influência do método de compactação na determinação dos números ótimos médios de imagens. Embora o número ótimo indique matematicamente a estabilização das médias passantes, os resultados não foram capazes de reproduzir fielmente a granulometria real da mistura, devido às limitações intrínsecas da abordagem bidimensional.

Na Figura 38 estão apresentadas as granulometrias bidimensionais finais obtidas para as amostras moldadas em laboratório e extraídas da pista, incluindo os limites estabelecidos na norma DNIT 031/2006 – ES. As faixas azuis e vermelhas translúcidas correspondem a área de abrangência entre as curvas granulométricas das amostras, compostas pelas porcentagens passantes referente aos números ótimos médios de imagens determinado anteriormente. Adicionalmente, são representadas as curvas correspondentes aos valores médios de cada faixa, identificadas com o termo “MED” subscrito.

Figura 38 – Granulometrias 2D das amostras moldadas e extraídas.



Fonte: Elaboração própria.

Os resultados apresentados no gráfico acima consolidam as análises granulométricas da Figura 35 e da Figura 36, indicando, de modo geral, granulometrias mais finas em relação aos valores de referência. Conforme observado na Figura 38, o PDI 2D apontou que as amostras moldadas em laboratório apresentaram composição mais fina que as extraídas em pista, com destaque para o material do Segmento C, que excedeu um dos limites normativos da Faixa B. Na comparação entre as faixas de proporção de área, as amostras compactadas em campo exibiram faixas vermelhas mais amplas, porém abrangendo os valores de referência. Esta maior amplitude reflete a variabilidade granulométrica associada à distribuição mais desuniforme das misturas asfálticas executadas em campo, em contraste com o padrão mais uniforme verificado nas amostras moldadas em ambiente controlado de laboratório.

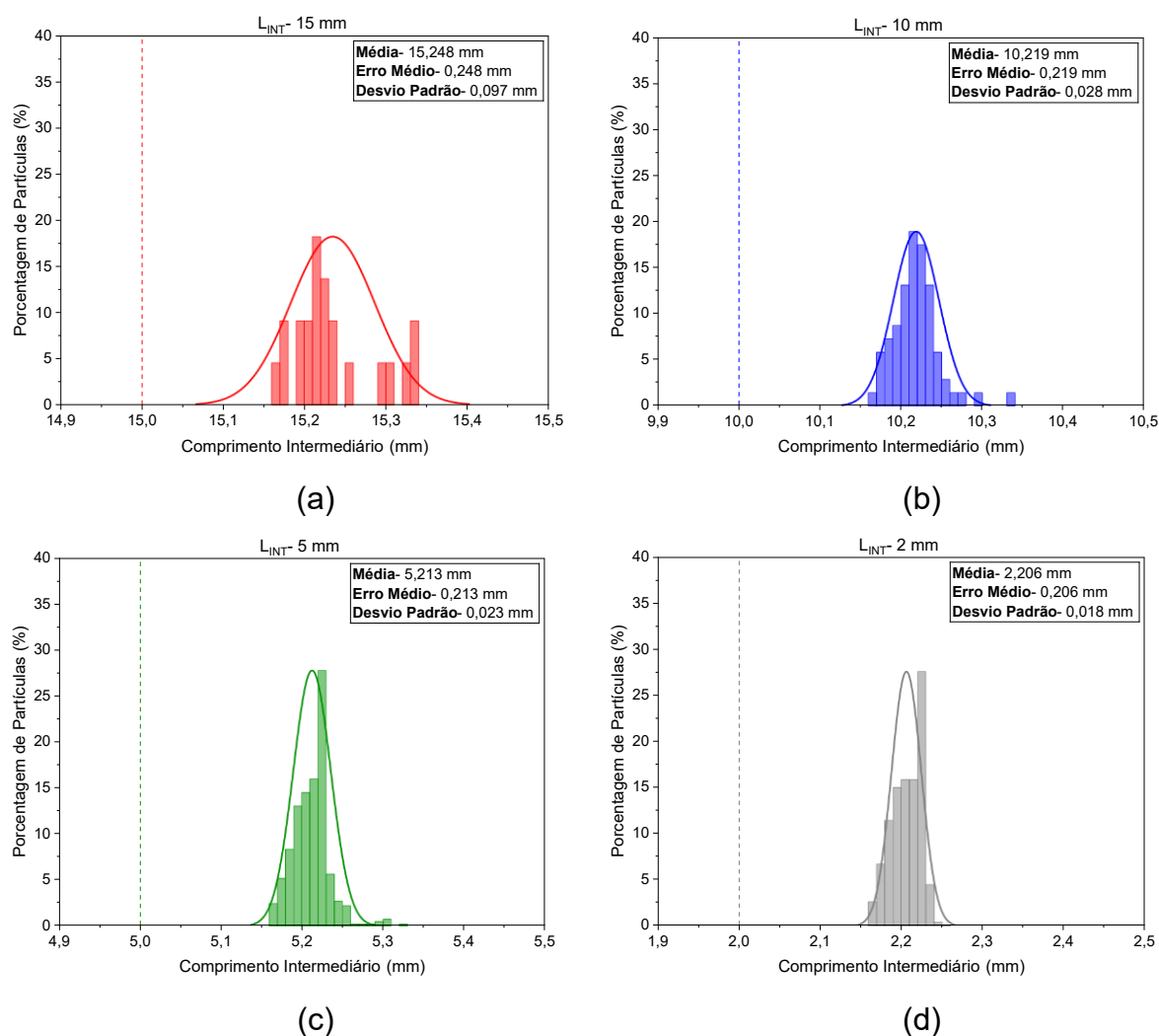
Segundo Masad *et al.* (1999a), a elevada energia decorrente de cargas estáticas e vibratórias durante a compactação de campo com rolos, aliada a diversos fatores externos, pode resultar em uma distribuição microestrutural mais irregular e induzir à segregação dos agregados de maiores dimensões e massa. A concentração preferencial desses agregados graúdos nas zonas inferiores dos pavimentos acentua a variabilidade das granulometrias mensuradas por PDI 2D ao longo das fatias das amostras extraídas. Em contraste, a compactação laboratorial com o compactador SGC tende a ser menos suscetível a esses efeitos, resultando em uma distribuição

mais uniforme dos agregados ao longo da altura dos corpos de prova (Yue *et al.*, 1995; Ribas e Thives, 2019).

4.1.2 Granulometria Tridimensional

Previamente à apresentação dos resultados das análises tridimensionais para as amostras reais, são expostos os resultados obtidos nos testes de validação do método OBB aplicado às amostras virtuais cúbicas, conforme citado no item 3.3.5. Na Figura 39, estão apresentados os histogramas e os resultados da análise estatística referentes à dimensão do comprimento intermediário (L_{INT}) das partículas nessas amostras.

Figura 39 – Análise estatística para validação do método OBB aplicado às amostras virtuais cúbicas. (a) 15 mm. (b) 10 mm. (c) 5 mm. (d) 2 mm.



Fonte: Elaboração própria.

Conforme se observa na Figura 39, os histogramas apresentam-se ligeiramente deslocados em relação às linhas pontilhadas (valores de referência), indicando médias dos comprimentos intermediários consistentemente superior ao esperado. Esse comportamento, verificado para todas as dimensões analisadas indica que, embora o método não forneça medições exatas, sua repetibilidade é considerável. Os resultados corroboram essa afirmação, apresentando desvios padrão baixos (entre 0,018 mm e 0,097 mm) e erros médios consistentes, que variaram de 0,206 mm a 0,248 mm para todas as dimensões de partículas avaliadas.

Considerando que a segmentação foi padronizada para todas as amostras virtuais, é plausível que essa pequena imprecisão nos resultados tenha origem no PDI, e não em falhas intrínsecas do método OBB. O imageamento das amostras virtuais gerou imagens já binarizadas pelo código, e por conta disso, removeu as complexidades inerentes da segmentação de um material asfáltico (imagens reais). Assim, exclusivamente para a análise das amostras virtuais, a segmentação ocorreu a partir da limiarização (*thresholding*), um método que não emprega inteligência artificial ou processamentos complexos. A definição de um limiar fixo considerado ideal fez com que eventuais erros fossem replicados em todas as análises.

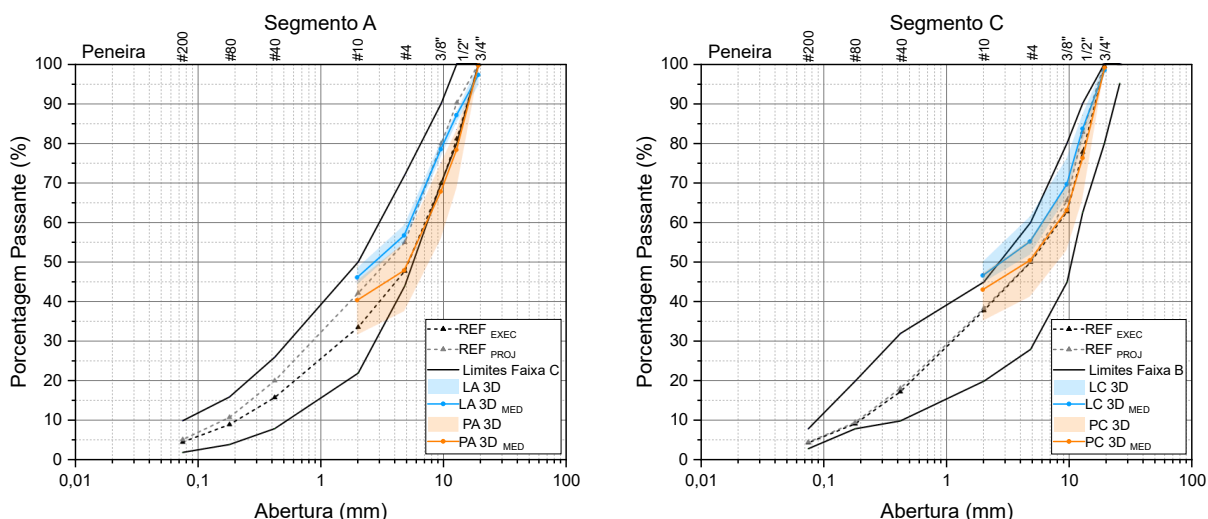
Ressalta-se que, nas condições controladas dos testes com amostras virtuais, os erros foram considerados diminutos e aceitáveis para validação. Tendo em vista essas discrepâncias intrínsecas ao PDI empregado, sabe-se que a aplicação do método às amostras reais, cujas imagens demandam uma segmentação muito mais complexa, poderá resultar em erros absolutos adicionais na determinação do L_{INT} . Ciente dessa influência e das demais limitações das etapas de PDI, o método OBB foi considerado válido e funcional para sua aplicação subsequente.

Assim, os resultados a seguir referem-se à aplicação do método OBB nas amostras reais. As granulometrias obtidas por meio do PDI 3D para as amostras moldadas e extraídas estão apresentadas na Figura 40. As faixas azuis claras e laranjas translúcidas correspondem a área de abrangência entre as curvas granulométricas obtidas pela análise das três amostras, juntamente com as respectivas curvas dos valores médios dessas faixas.

De modo geral, conforme ilustrado na Figura 40, a aplicação do PDI 3D proporcionou resultados de granulometria mais precisos em relação às referências do que os obtidos pela análise bidimensional. Enquanto a curva média das amostras extraídas praticamente se sobrepõe à curva granulométrica de referência executada

em campo, a curva média das amostras moldadas apresenta uma distribuição ligeiramente mais fina, porém próxima da referência de projeto (comportamento mais evidente no Segmento A). Tal fato pode ser atribuído a imprecisões inerentes ao processo de replicação laboratorial da mistura.

Figura 40 – Granulometrias 3D das amostras moldadas e extraídas.



Fonte: Elaboração própria.

A reprodução da mistura com base nas frações dos materiais granulares apresentadas na Tabela 2 e na Tabela 5, e não nas porcentagens específicas por peneira, pode gerar variações na granulometria final. Cada fração de material (brita 1, brita 0 e pó de pedra), contém uma distribuição interna de tamanhos, e a proporção desses tamanhos dentro de uma mesma fração pode variar entre lotes. Consequentemente, o material utilizado na moldagem laboratorial pode apresentar uma distribuição um pouco mais fina ou mais grossa do que a prevista em projeto, influenciando diretamente a granulometria da mistura replicada. No caso em estudo, o material utilizado mostrou-se ligeiramente mais fino do que os especificados.

Destaca-se ainda que, diferentemente dos resultados apresentados na Figura 38, onde as curvas médias 2D apresentaram um traçado com inclinação similar a das curvas de referência, mas indicando granulometrias mais finas, ambas as curvas médias analisadas na Figura 40 exibem um traçado levemente sinuoso e irregular em relação aos de referência. Este padrão pode estar associado a falhas durante a segmentação e individualização dos agregados de menores dimensões, confirmando a hipótese levantada inicialmente na análise da Figura 34 (item 4.1).

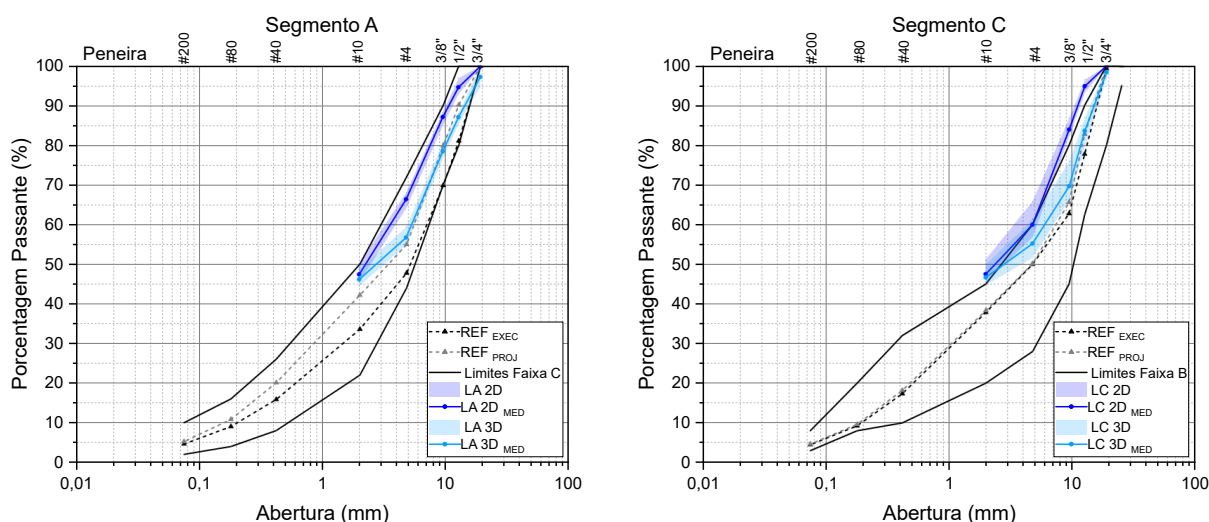
A ineficiência na individualização desses agregados menores faz com que permaneçam aglomerados de partículas, os quais são interpretados pelo *software* como agregados únicos de dimensões superiores. Isso resulta em porcentagens passantes mais elevadas nas peneiras de menor abertura e relativamente mais baixas em peneiras de maior abertura, alterando consequentemente a distribuição das curvas granulométricas obtidas pelo PDI 3D. Um exemplo disso pode ser observado no comportamento das peneiras #10, #4 e 3/8", respectivamente, nas misturas de ambos os segmentos.

Em relação às abrangências de área das curvas, as amostras compactadas em campo também exibiram faixas laranjas mais amplas em ambos os segmentos, com destaque para o material do Segmento A, cujos valores excederam o limite da Faixa C estabelecido pela norma DNIT. Esses resultados corroboram as discussões anteriores sobre a maior heterogeneidade microestrutural proporcionada pela compactação em campo em comparação com a compactação laboratorial.

4.1.3 Comparação 2DX3D

As granulometrias das amostras moldadas em laboratório, obtidas pelas análises de PDI 2D e 3D, estão apresentadas na Figura 41 para uma análise comparativa mais clara.

Figura 41 – Granulometrias 2D e 3D das amostras moldadas em laboratório.



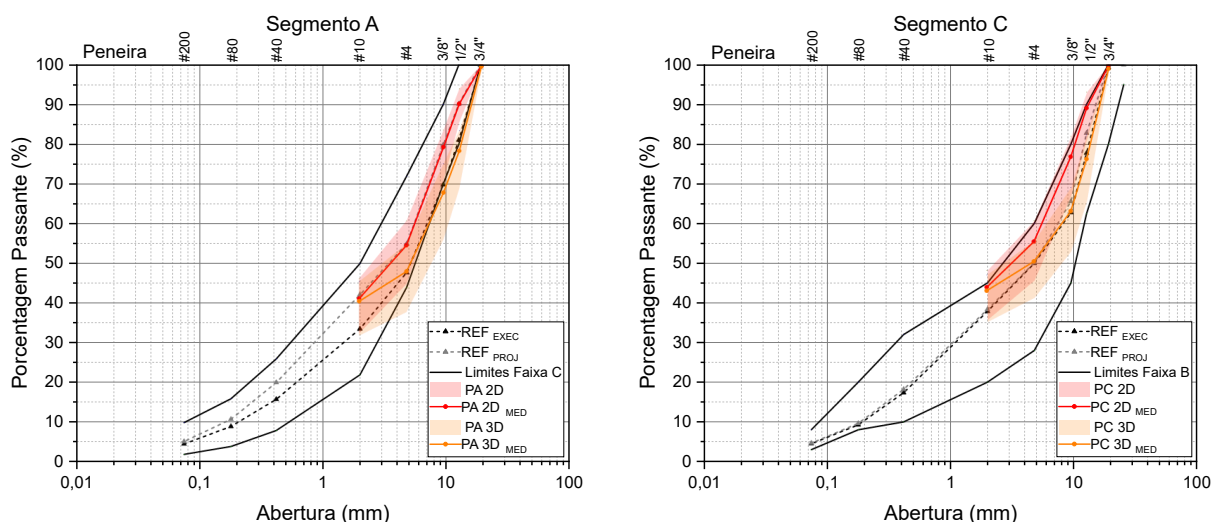
Fonte: Elaboração própria.

Na comparação entre as curvas granulométricas da Figura 41, evidencia-se uma diferença significativa entre os resultados das duas metodologias de análise para ambos os segmentos. Enquanto o PDI 3D identificou uma composição granulométrica com maior proximidade em relação à referência de projeto, o PDI 2D identificou agregados com granulometria mais fina que a real. A metodologia tridimensional fundamenta-se nas proporções volumétricas dos agregados geradas a partir do processamento sequencial das imagens, reproduzindo a microestrutura da mistura com maior fidelidade.

Por outro lado, a metodologia bidimensional limita-se às áreas das seções das partículas expostas em cada plano de corte, resultando em análises granulométricas imprecisas. Ademais, outros fatores também influenciam essas análises 2D, como a lamelaridade/alongamento e a orientação das partículas na microestrutura da mistura. Quanto maiores a lamelaridade e o alongamento das partículas orientadas aleatoriamente, maior a probabilidade de o corte de imageamento não capturar a seção dimensionalmente representativa para a simulação adequada do peneiramento virtual.

Análoga à análise anterior, as granulometrias das amostras extraídas da pista correspondentes às análises de PDI 2D e 3D estão apresentadas na Figura 42.

Figura 42 – Granulometrias 2D e 3D das amostras extraídas da pista.



Fonte: Elaboração própria.

Conforme apresentado na Figura 42, observa-se um comportamento similar ao discutido anteriormente para ambos os segmentos, com a metodologia 3D resultando

em granulometrias mais próximas das referências do que a abordagem 2D. No entanto, a divergência entre os métodos é menor nas amostras extraídas da pista do que naquelas moldadas em laboratório, conforme evidenciado pela sobreposição parcial entre as faixas granulométricas vermelhas e laranjas em todas as peneiras e uma sobreposição quase completa nas peneiras #10 e # 4.

Estudos indicam que a compactação laboratorial com o compactador SGC tende a produzir misturas asfálticas com distribuição mais uniforme ao longo da altura, resultando em orientação mais aleatória das partículas (Yue *et al.*, 1995; Ribas e Thives, 2019). Em contrapartida, a compactação em campo tende a induzir uma orientação preferencial no plano horizontal perpendicular ao sentido de aplicação das cargas estáticas e vibratórias dos rolos, especialmente em partículas mais alongadas e lamelares (Masad *et al.*, 1999a). Essa disposição não interfere diretamente nas análises tridimensionais, mas pode favorecer a interseção dos planos de seccionamento com a dimensão determinante correta das partículas durante o peneiramento virtual 2D. Consequentemente, as granulometrias das amostras de campo obtidas pela metodologia 2D tenderam a apresentar maior convergência com os resultados 3D e com os valores de referência.

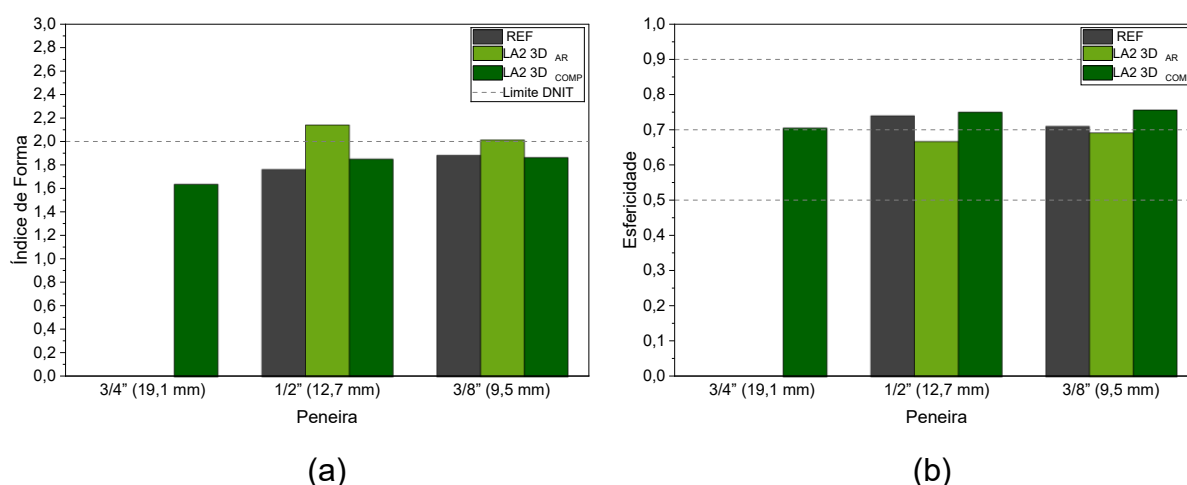
Para finalizar a análise comparativa, relacionou-se a precisão das metodologias e suas demandas computacionais. Embora não tenha sido quantificado como um parâmetro formal, o custo computacional é um fator decisivo para a escolha do método de PDI. Durante a análise 3D no *software* Dragonfly, geraram-se arquivos de projeto (.ORSSession) com média de 6 GB, que vieram a demandar aproximadamente 140 GB de memória RAM para as etapas mais complexas de processamento, particularmente na segmentação baseada em inteligência artificial. Essa exigência restringe sua aplicação a computadores de alto desempenho. Em contraste, a análise 2D apresenta demanda computacional significativamente menor, tornando-a mais acessível.

De modo geral, os resultados indicam que a metodologia tridimensional, baseada nas dimensões da caixa delimitadora OBB, apresenta maior potencial para uma caracterização granulométrica acurada em comparação à bidimensional. É crucial ressaltar, porém, que esse ganho em precisão está associado a um custo computacional substancialmente maior. Para corroborar e aprofundar essas conclusões, serão analisadas a seguir as propriedades morfológicas das partículas das misturas estudadas.

4.2 Análise Morfológica

Antes da apresentação dos resultados das análises morfológicas 2D e 3D, são ilustrados na Figura 43 os resultados do teste comparativo entre as amostras representativas (AR) e as amostras completas (COMP), conduzido por meio do PDI 3D conforme descrito no item 3.3.5. Na Figura 43 (a) são apresentados os índices de forma, incluindo o limite máximo estabelecido pela norma DNIT 031/2006 – ES. Na Figura 43 (b), por sua vez, são apresentados os resultados de esfericidade, acompanhados das faixas de classificação definidas na norma DNIT 432/2020 – ME.

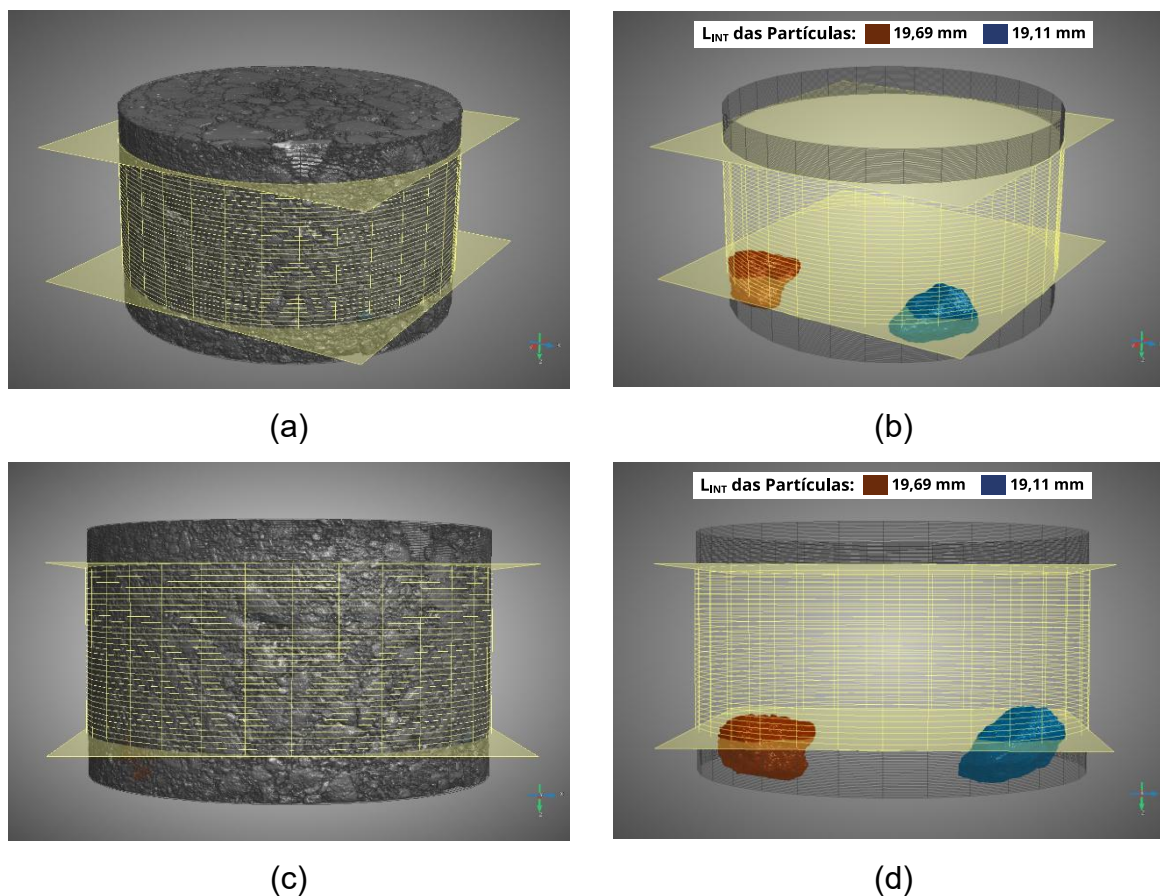
Figura 43 – Influência da AR na análise das propriedades morfológicas por meio do PDI 3D. (a) Índice de Forma. (b) Esfericidade.



Fonte: Elaboração própria.

Conforme os resultados apresentados na Figura 43, apenas a análise da amostra completa identificou partículas retidas na peneira 3/8" (19,1 mm), enquanto a análise granulométrica laboratorial do material granular extraído não indica a presença de partículas nessa faixa. A inspeção da reconstrução virtual completa no Dragonfly, permitiu identificar e localizar duas partículas com essas dimensões, conforme ilustrado na Figura 44. A vista isométrica e a vista lateral da amostra completa e da região representativa são apresentadas na Figura 44 (a) e (c), respectivamente, enquanto a Figura 44 (b) e (d) mostram as partículas isoladas nessas mesmas vistas.

Figura 44 – Amostra virtual completa. (a) Vista isométrica. (b) Vista isométrica das partículas. (c) Vista lateral. (d) Vista lateral das partículas.



Fonte: Elaboração própria.

A presença dessas duas partículas, não corroborada pela análise laboratorial da amostra real, pode ser atribuída a erros na segmentação. Por se tratar de misturas asfálticas densas, a segmentação empregada ainda apresenta limitações na distinção precisa de agregados em contato e da película de ligante que os recobre, considerando-os equivocadamente maiores. Conforme ilustrado na Figura 44 (b), as dimensões de L_{INT} desses agregados virtuais foram ligeiramente superiores a 19,1 mm, indicando que tais imprecisões na segmentação influenciam tanto a análise granulométrica quanto a morfológica.

Em relação aos resultados obtidos para as peneiras 1/2" (12,7 mm) e 3/8" (9,5 mm), observa-se na Figura 43 (a) uma pequena discrepância entre os índices de forma, com a AR apresentando valores superiores aos da amostra completa e à referência. Quanto à esfericidade, os resultados ilustrados na Figura 43 (b) indicam valores ligeiramente inferiores para a AR. A relação entre essas tendências sugere

que o corte das partículas, ocasionado pela delimitação da região representativa, resulta em agregados mais alongadas ou lamelares, o que, por sua vez, pode elevar o índice de forma e reduzir a esfericidade analisada pelo PDI 3D. Conclusões mais abrangentes serão discutidas nos itens a seguir, baseadas na análise consolidada de todas as amostras.

Embora a AR não tenha impactado significativamente os resultados dessa verificação preliminar, é evidente que sua adoção pode influenciar parcialmente a determinação de propriedades morfológicas, dependendo da dimensão máxima dos agregados e do parâmetro avaliado. Como representado na Figura 44 (d), a definição da AR interceptou as partículas, excluindo as seções transversais que compunham boa parte dos agregados. Embora a análise da amostra completa seja, em tese, mais precisa, ela também está sujeita a erros de segmentação, principalmente nas regiões próximas as extremidades das amostras (topo e base), e demanda capacidade computacional e tempo de processamento significativamente maiores.

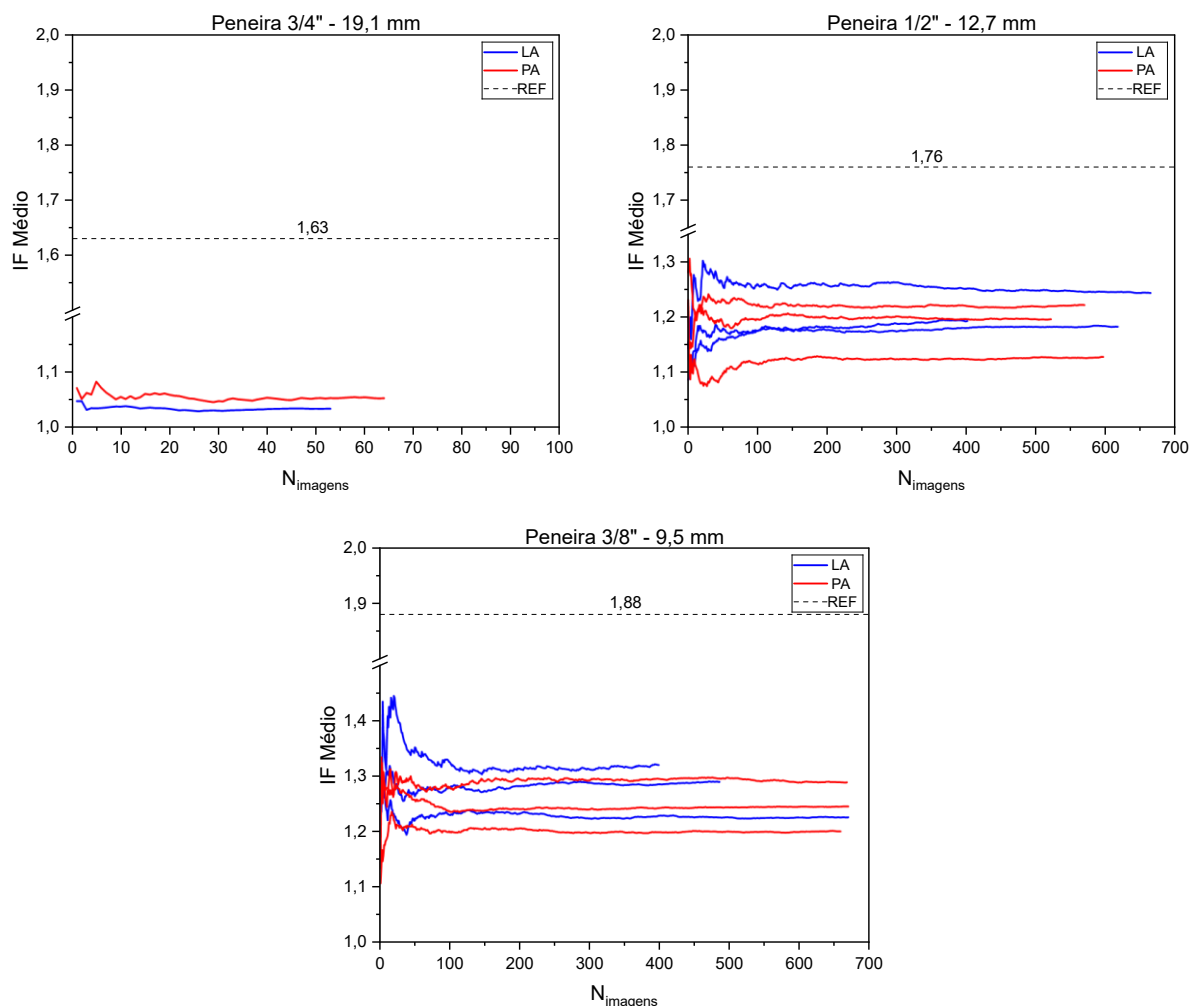
Diante desse cenário, e considerando os resultados positivos obtidos na validação para propriedades granulométricas, optou-se por manter a análise das AR para a caracterização morfológicas de todo o conjunto de amostras. Os resultados detalhados dessas análises são apresentados a seguir, organizados pelas propriedades de índice de forma e esfericidade. Cada tópico subsequente contempla a análise bidimensional, a tridimensional e a comparação entre ambas.

4.2.1 Índice de Forma

A norma DNIT 425/2020 - ME, que regulamenta o método de execução do ensaio laboratorial para determinação do índice de forma com uso do paquímetro, recomenda a realização prévia do ensaio de granulometria para selecionar os agregados com dimensão superior a 9,5 mm (retido na peneira 3/8"). Este procedimento normativo foi adotado na estimativa computacional, com base nos resultados do peneiramento virtual, o índice de forma foi estimado por meio do PDI 2D e 3D, desconsiderando o material retido nas peneiras #10 (2,0 mm) e #4 (4,8 mm).

Na Figura 45, apresentam-se as curvas de convergência do índice de forma médio para as partículas constituintes das amostras do Segmento A em função do número de imagens, incluindo os valores de referência determinados em laboratório.

Figura 45 – Índice de forma médio das partículas do Segmento A.

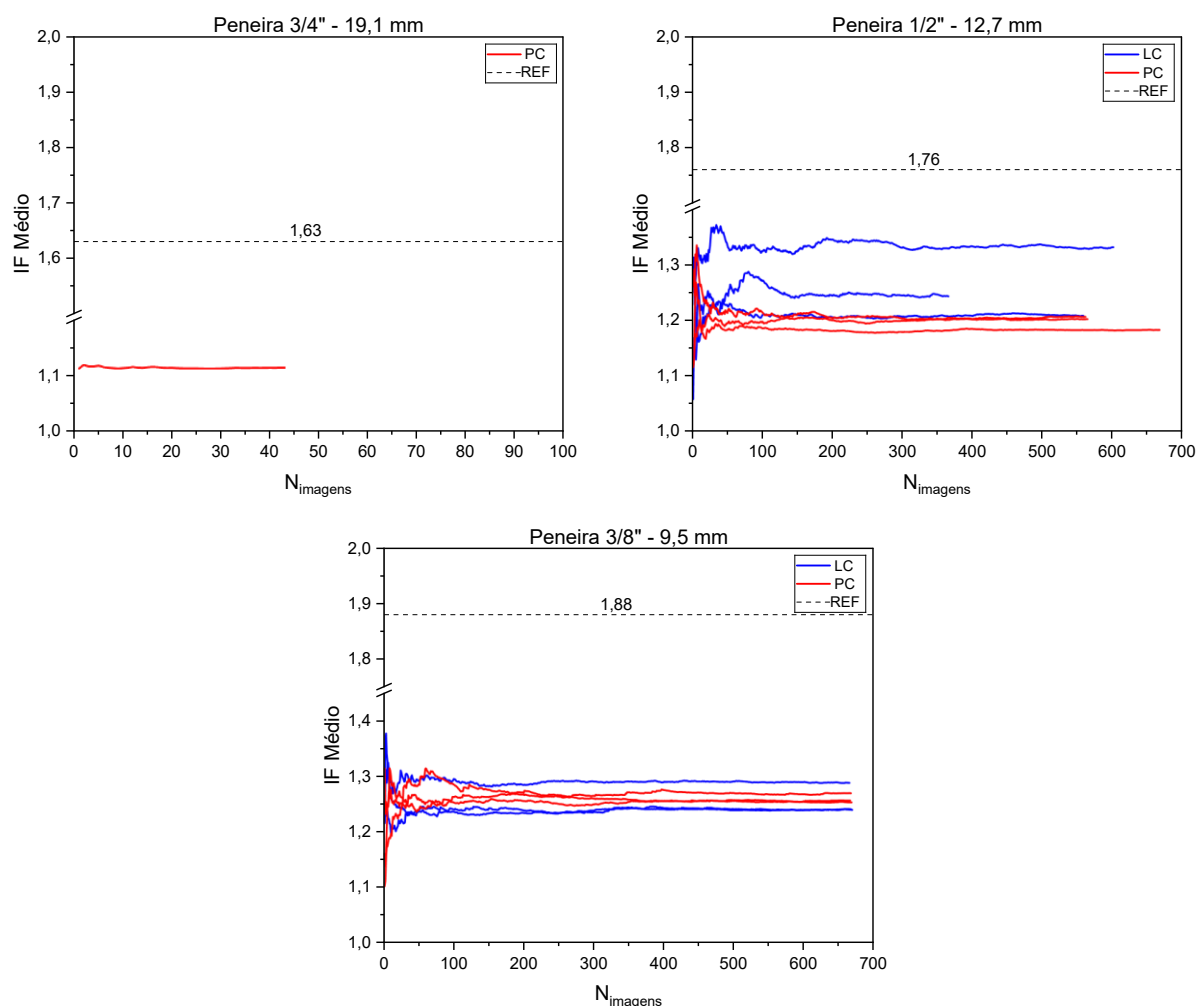


Fonte: Elaboração própria.

Conforme ilustrado na Figura 45, a comparação entre os resultados das amostras moldadas em laboratório e as extraídas da pista não revelou um padrão consistente de influência do método de compactação no comportamento das curvas. Observa-se proximidade entre os valores, particularmente nas peneiras 1/2" e 3/8", cujas partículas foram identificadas em todas as amostras. No entanto, esses valores de IF distanciam-se das referências estabelecidas. Portanto, para o Segmento A, constata-se que o método de compactação não exerceu influência significativa nos resultados de índice de forma dos agregados analisados pelo PDI 2D.

Na Figura 46 estão apresentadas as curvas de convergência do índice de forma médio em função do número de imagens para as partículas constituintes das amostras do Segmento C, acompanhadas dos respectivos valores de referência.

Figura 46 – Índice de forma médio das partículas do Segmento C.



Fonte: Elaboração própria.

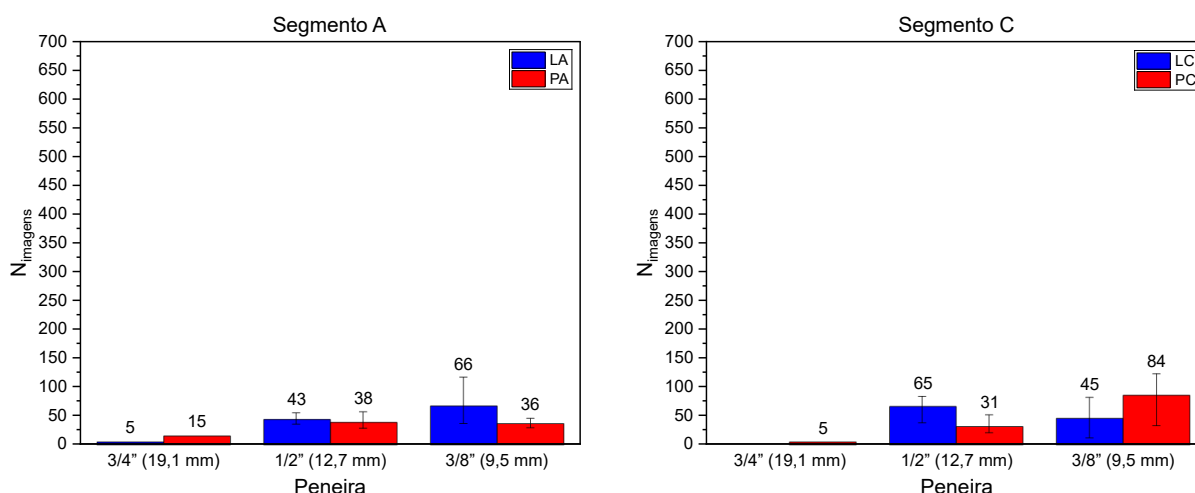
Na Figura 46, observa-se comportamento semelhante ao verificado nas amostras do Segmento A, com curvas próximas entre si, porém afastadas dos valores de referência. Também para o Segmento C não foi identificado um padrão que caracterize influência direta do método de compactação na análise bidimensional do IF. Dessa forma, ambos os segmentos apresentaram comportamento similar nas curvas de convergência.

De modo geral, a análise da Figura 45 e da Figura 46 revela que as curvas de ambos os segmentos divergem dos valores de referência, indicando um IF médio estimado pela técnica 2D inferior aos parâmetros reais. Essa discrepância é atribuída a limitações inerentes ao método bidimensional para estimativa dessa propriedade. Ademais, considerando que a metodologia 2D subestimou as dimensões das partículas na análise granulométrica, conforme demonstrado anteriormente, esse viés

metodológico reflete-se igualmente na determinação do IF. Logo, conclui-se que a abordagem bidimensional não permite extrair dimensões geométricas condizentes com as reais e tende a subestimar o índice de forma das partículas graúdas.

Os números ótimos de imagens para determinação do IF foram consolidados na Figura 47 para facilitar a visualização e comparação. Os valores representam a média dos resultados das amostras de cada segmento, e as barras indicam os máximos e mínimos encontrados. No APÊNDICE B estão apresentados exemplos da determinação dos números ótimos para uma das amostras analisadas.

Figura 47 – Número ótimo de imagens para determinação do índice de forma.



Fonte: Elaboração própria.

Conforme evidenciado na Figura 45 e na Figura 46, apenas três das doze amostras apresentaram partículas com dimensões superiores a 19,1 mm (retidos na peneira 3/4"), resultando em um conjunto limitado de imagens contendo essas partículas. O método da derivada foi, portanto, aplicado a um conjunto de dados reduzido (menos de 70 imagens no total). A baixa porcentagem de partículas retidas nesta fração, combinada com a delimitação da região representativa central de 4 cm, pode ter acentuado essa limitação amostral. Os resultados apresentados na Figura 43 do item 4.2 comprovam esta hipótese, evidenciando que a exclusão das fatias de topo e base do conjunto total acabam removendo seções que eventualmente capturariam interseções com os agregados dessas dimensões.

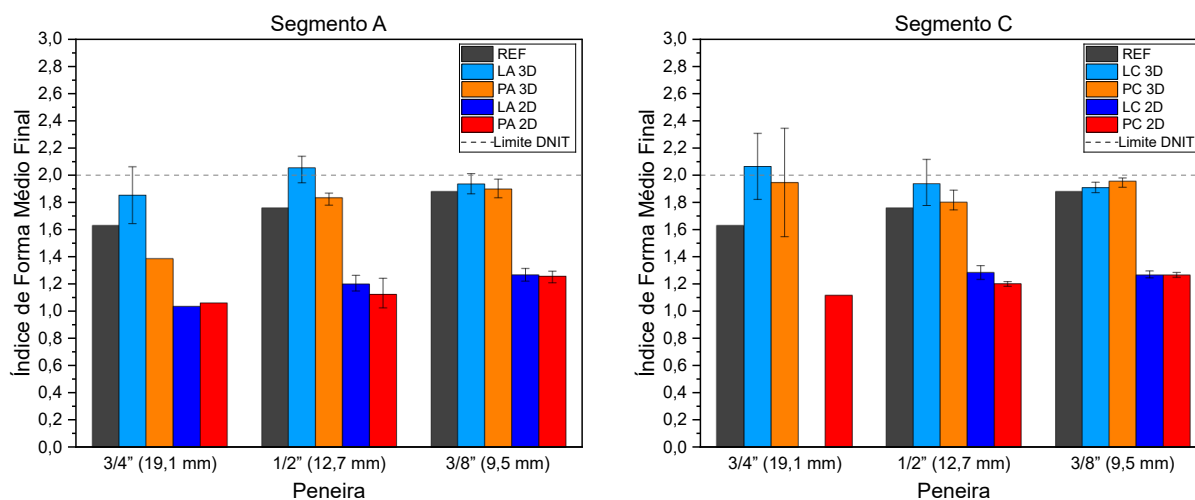
Essa limitação amostral pode comprometer a representatividade estatística dos resultados, uma vez que o método da derivada, na configuração adotada, não garante

que a quantidade ótima de imagens selecionada inclua uma amostragem representativa das partículas da fração granulométrica em questão para uma estimativa confiável do IF.

Para as peneiras 1/2" e 3/8", não foi observado o problema de quantidade reduzida de imagens. Em comparação com os valores da análise granulométrica, os números ótimos médios apresentados na Figura 47 podem ser considerados relativamente baixos (máximos inferiores a 90 imagens). Contudo, embora valores reduzidos possam ser interpretados positivamente em termos de eficiência, sua relevância para a análise do IF 2D é inválida, uma vez que, mesmo a análise do conjunto total de imagens não permitiria obter valores condizentes com as referências.

Na Figura 48 estão apresentados os valores finais dos IF obtidos por PDI 2D e 3D, juntamente com os valores de referência. Os valores representativos da metodologia bidimensional foram estabelecidos com base no IF médio correspondente ao número ótimo de imagens identificado nas curvas de convergência. Os valores obtidos pela técnica tridimensional correspondem à média dos resultados das três amostras para cada tipo de mistura.

Figura 48 – Índices de forma médios finais 2D e 3D.



Fonte: Elaboração própria.

A comparação apresentada na Figura 48 revela uma discrepância considerável entre os resultados obtidos pelas metodologias 2D e 3D. A análise bidimensional caracterizou os agregados com elevada cubicidade (valores próximos a 1), reforçando a conclusão de que não consiste na abordagem mais adequada para caracterizar o

índice de forma de partículas graúdas. Sua limitação inerente de representação espacial tende a subestimar o alongamento real, pois as seções capturadas em cada imagem podem não representar fielmente as dimensões características dos agregados, dependendo de sua orientação na microestrutura. Corroborando esta constatação, destaca-se a ausência de dados referentes aos agregados retidos na peneira 3/4" (19,1 mm) das amostras LC 2D, os quais não foram identificados pela análise bidimensional.

Em contrapartida, os IF determinados pelo PDI 3D apresentaram proximidade significativa com os valores de referência, indicando que a reconstrução tridimensional mantém uma representatividade com o volume real dos agregados e com a forma dos mesmos. Isso indica que o ajuste da caixa delimitadora permite extrair suas proporções dimensionais e estimar essa propriedade com precisão.

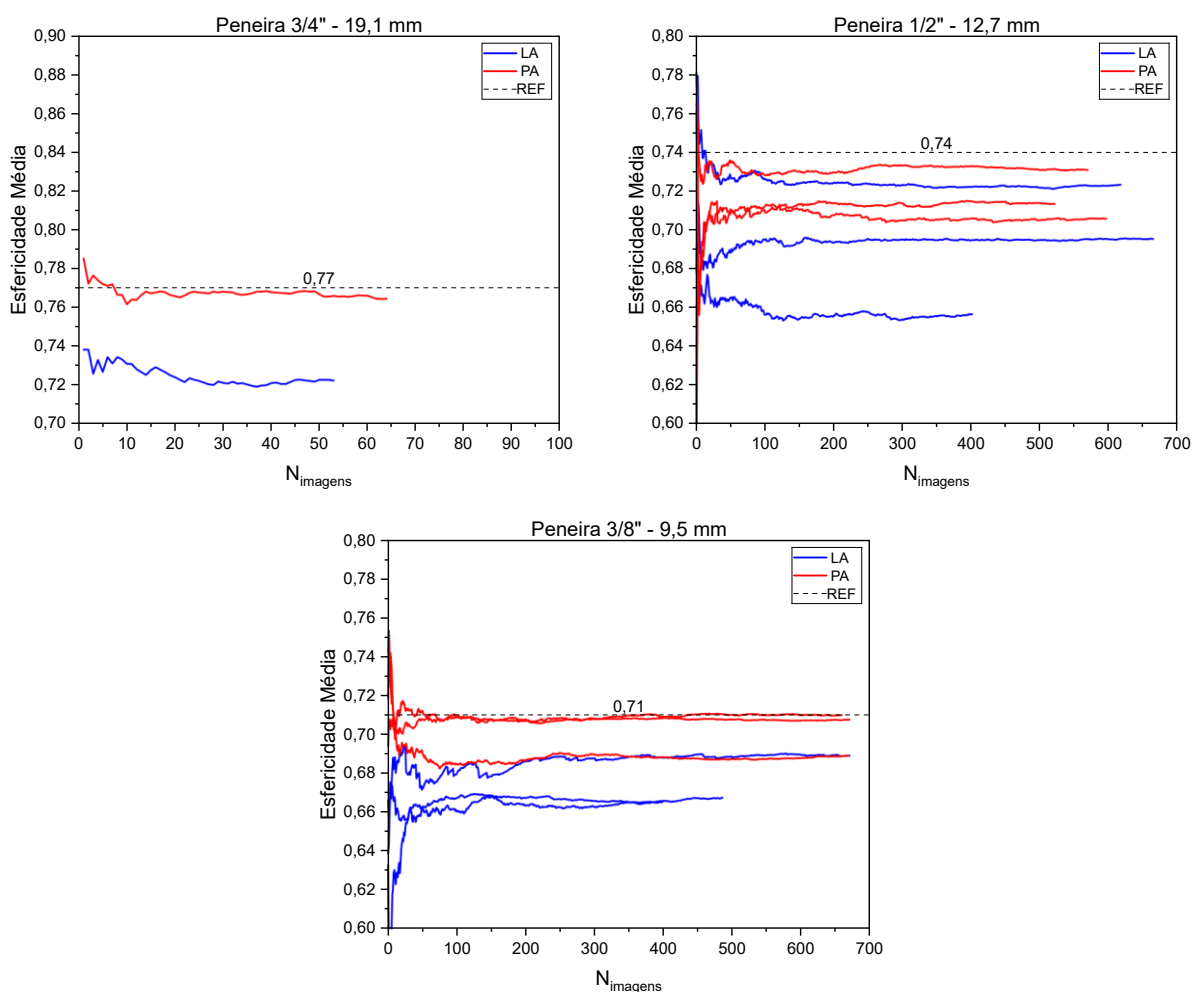
Quanto à influência do método de compactação, as amostras extraídas em pista apresentaram IF 3D médios ligeiramente inferiores aos das amostras moldadas em laboratório. Uma possível explicação fundamenta-se nos diferentes tipos de corte sofridos pelas amostras. As amostras de campo foram extraídas com uma sonda rotativa, que realiza um corte em toda sua circunferência lateral. Considerando que, conforme a afirmação de Masad *et al.* (1999a), a compactação por rolos tende a induzir uma orientação dos agregados preferencial no plano horizontal, este corte de extração pode ter seccionado tais partículas perpendicularmente ao seu plano de maior extensão. Dessa forma, as frações remanescentes das partículas na região central analisada podem apresentar um formato menos alongado que o original, resultando em IF mais baixos.

De modo geral, os valores de IF médios das amostras moldadas foram os únicos que, em algumas peneiras, ultrapassaram o limite máximo de 2 estabelecido pela norma DNIT 031/2006 – ES. As amostras extraídas de pista apresentaram intervalos de variação (barras) reduzidos, com exceção dos agregados retidos na peneira 3/4" da amostra PC 3D, cujos IF variaram de aproximadamente 1,5 a 2,3. Essa maior variabilidade pode ser atribuída ao reduzido número de partículas com dimensões para retenção nessa peneira, onde eventuais problemas na mensuração de uma única partícula ou pequenos erros na segmentação/pós-processamento, como permanência de partículas aglomeradas, podem alterar substancialmente o valor médio do parâmetro.

4.2.2 Esfericidade

A segunda propriedade morfológica analisada foi a esfericidade, determinada pelos métodos de PDI bidimensional e tridimensional. A avaliação considerou os resultados do peneiramento virtual da análise granulométrica, excluindo o material retido nas peneiras #10 (2,0 mm) e #4 (4,8 mm), e teve caráter comparativo e complementar à análise do índice de forma das partículas. Na Figura 49, são apresentadas as curvas de convergência da esfericidade média para os agregados graúdos constituintes das amostras do Segmento A em função do número de imagens, incluindo os valores de referência obtidos com o equipamento AIMS 2.

Figura 49 – Esfericidade média das partículas do Segmento A.



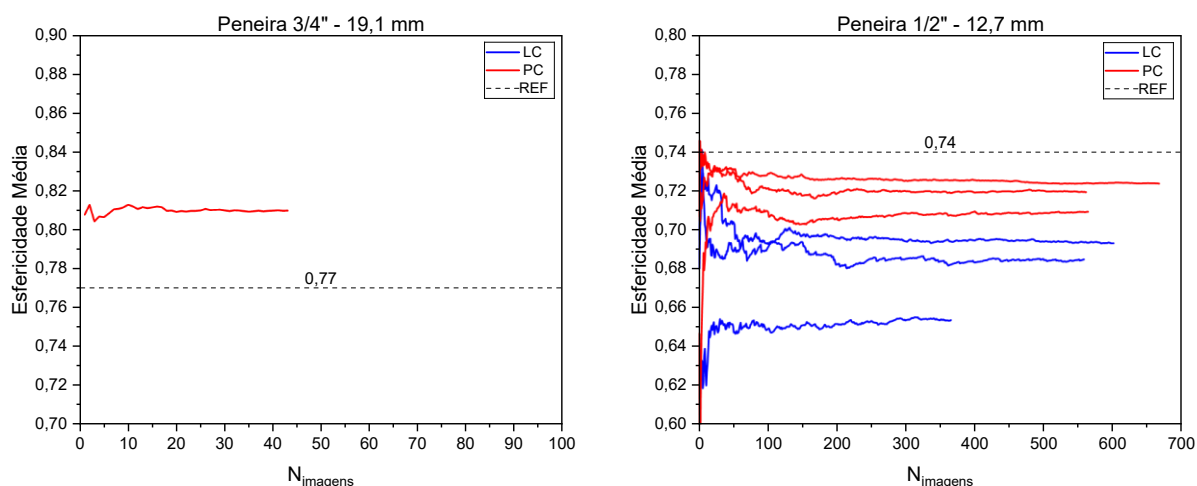
Fonte: Elaboração própria.

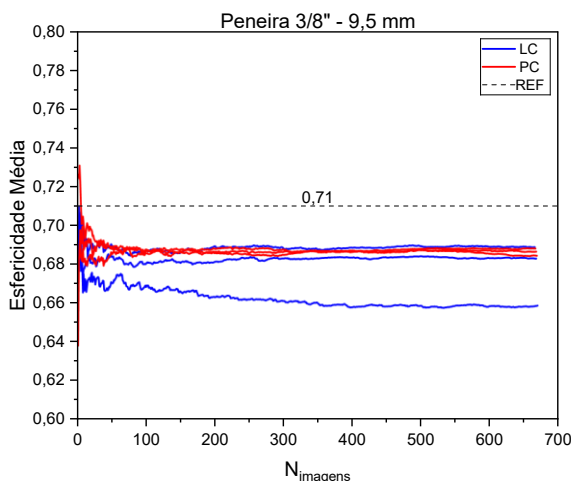
De modo geral, as curvas indicam proximidade entre os valores de esfericidade bidimensional e os de referência. Comparando-se os métodos de compactação, constata-se que as amostras extraídas da pista apresentaram maior precisão em relação às amostras moldadas em laboratório em todas as peneiras analisadas. Este comportamento pode ser explicado pelo desgaste superficial induzido pela compactação de campo.

Segundo Li *et al.* (2021), a compactação de campo submete a mistura a cargas estáticas e vibratórias dos rolos sobre um grande volume de material, gerando atrito considerável entre as partículas. Esse processo pode desgastar arestas e reduzir a rugosidade superficial dos agregados. Como a esfericidade 2D é calculada de forma inversamente proporcional ao quadrado do perímetro das partículas (Equação 3, item 3.3.4), a redução no perímetro pelo desgaste resulta em valores de esfericidade mais elevados. Os mesmos autores ressaltam que tais efeitos tendem a ser menos pronunciados na compactação laboratorial com compactador SGC, que atua principalmente por amassamento da mistura. Essa distinção corrobora o comportamento observado, onde as curvas de convergência das amostras moldadas em laboratório apresentam maior variabilidade e valores de esfericidade menores, condizentes com uma superfície menos alterada pelo processo de compactação.

Na Figura 50 são apresentadas as curvas de convergência da esfericidade média para os agregados graúdos constituintes das amostras do Segmento C em função do número de imagens, incluindo os valores de referência.

Figura 50 – Esfericidade média das partículas do Segmento C.





Fonte: Elaboração própria.

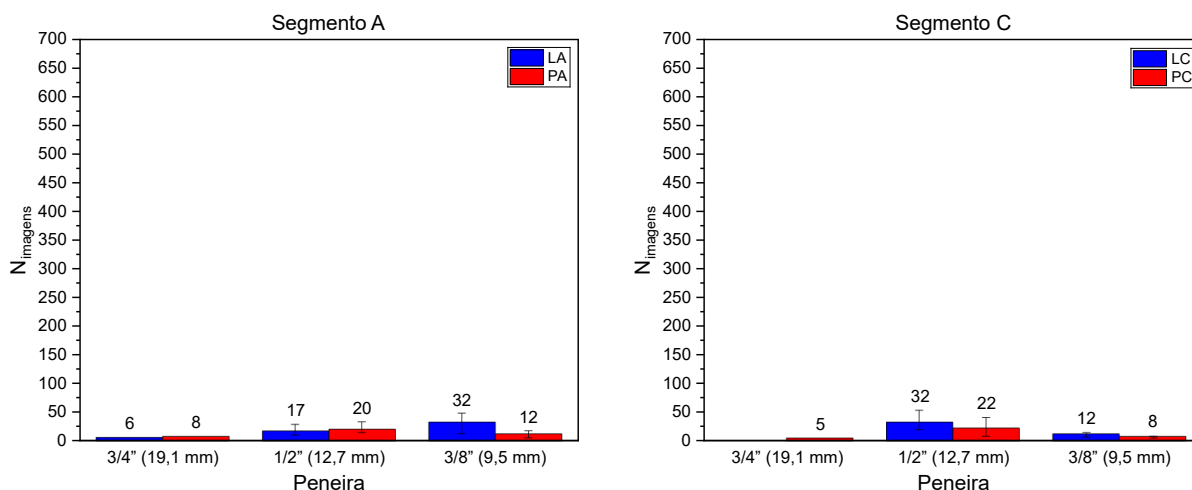
Na Figura 50, observa-se um comportamento semelhante ao identificado para o Segmento A, com curvas próximas às referências e o mesmo padrão de influência do método de compactação. Esses resultados confirmam a hipótese do desgaste superficial induzido pela compactação asfáltica como fator influente na determinação da esfericidade por métodos de PDI bidimensionais.

Entre as propriedades morfológicas analisadas, a esfericidade mostrou-se menos sensível às limitações da metodologia bidimensional de PDI. Diferentemente do índice de forma, cuja medição do alongamento é facilmente distorcida pelos cortes transversais, a esfericidade 2D é calculada com base na área e no perímetro das seções das partículas. Essas métricas, por refletirem a integridade das bordas, estabelecem uma correspondência mais robusta com as propriedades reais dos agregados.

Os números ótimos de imagens para análise das esfericidades foram reunidos na Figura 51. Os valores apresentados correspondem à média dos resultados das amostras de cada segmento avaliado, enquanto as barras representam os valores máximos e mínimos observados. Exemplos da determinação dos números ótimos para uma das amostras analisadas estão apresentados no APÊNDICE C.

Conforme apresentado na Figura 51, para a peneira 3/4" (19,1 mm), a estimativa do número ótimo de imagens enfrentou o mesmo problema verificado para o IF. Conforme observado na Figura 49 e na Figura 50, a limitação amostral compromete a representatividade estatística dos resultados devido ao número reduzido de imagens, refletindo em um número ótimo igualmente baixo. Para as peneiras 1/2" e 3/8", o método da derivada foi plenamente aplicável.

Figura 51 – Número ótimo de imagens para determinação da esfericidade.



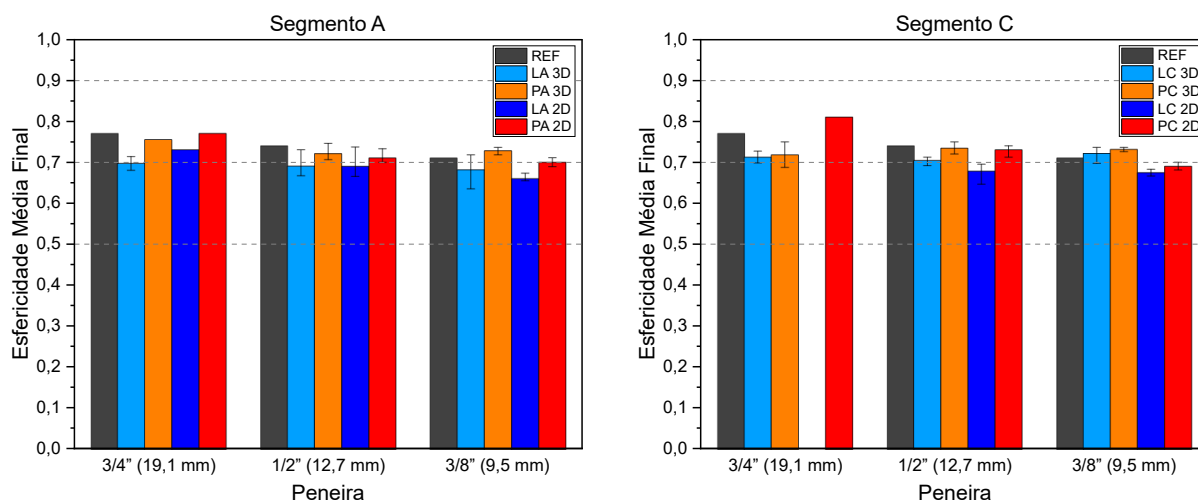
Fonte: Elaboração própria.

De modo geral, não foi identificada diferença estatisticamente significativa entre os números ótimos para os diferentes métodos de compactação, indicando que, embora a compactação influencie o valor médio da esfericidade, não altera significativamente a sua variância ao longo das amostras a ponto de exigir quantidade drasticamente diferente de imagens para análise.

Os números ótimos apontam uma eficiência operacional notável. Para o Segmento A, foram suficientes 32 imagens aleatórias para as amostras moldadas e 20 para as amostras extraídas, para obter esfericidades 2D estatisticamente estabilizadas. Já para o Segmento C, os números correspondentes são 32 e 22 imagens, respectivamente. A análise visual das curvas de convergência nas peneiras 1/2" e 3/4" (Figura 49 e Figura 50) valida esses valores, que coincidem com os pontos iniciais de estabilização. Esta redução no volume de dados representa um ganho considerável em tempo e recursos computacionais, uma vez que o processamento integral de milhares de imagens obtidas por microtomografia computadorizada demanda capacidade avançada.

Os valores de esfericidade correspondentes aos números ótimos nas curvas de convergência estão apresentados na Figura 52 como valores finais do parâmetro pela metodologia 2D. As esfericidades finais 3D foram obtidas diretamente pelo *software* Dragonfly. Os valores representam a média entre as amostras, incluindo as faixas de classificação dos graus de esfericidade estabelecidos na norma DNIT 432/2020 – ME.

Figura 52 – Esfericidades médias finais 2D e 3D.



Fonte: Elaboração própria.

A análise bidimensional já havia indicado valores de esfericidade próximos aos de referência. Conforme ilustrado na Figura 52, a metodologia tridimensional também demonstrou boa acurácia, reforçando que o PDI 3D é uma técnica precisa para análise de propriedades morfológicas em agregados graúdos de misturas asfálticas densas. Adicionalmente, confirma-se a eficiência das etapas de PDI no *software* Dragonfly em replicar com fidelidade a volumetria e as características superficiais das partículas.

Na comparação direta, os valores médios de esfericidade das metodologias 2D e 3D apresentaram boa proximidade. Embora operem em domínios dimensionais distintos, as Equações 1 e 2 aplicadas seguem lógicas análogas. A esfericidade 3D é inversamente proporcional à área superficial, enquanto a esfericidade 2D é inversamente proporcional ao quadrado do perímetro das seções. Essa correspondência geométrica faz com que as irregularidades superficiais captadas tridimensionalmente no PDI se reflitam nos perímetros medidos bidimensionalmente, resultando em valores médios convergentes.

Quanto à influência do método de compactação, a análise 3D reproduziu o padrão identificado na análise 2D, com esfericidades médias ligeiramente superiores nas amostras extraídas da pista. Este resultado corrobora a hipótese de que o mecanismo mais abrasivo de arranjo microestrutural durante a compactação em campo pode induzir alterações na superfície dos agregados graúdos, as quais não são plenamente replicadas pela compactação laboratorial *Superpave*.

De modo geral, a variabilidade expressa pelas barras de máximos e mínimos indica esfericidades médias ligeiramente superiores a 0,7, o que classifica os agregados graúdos como moderadamente esféricos, conforme a norma DNIT 432/2020 – ME. Apenas a amostra LC 2D apresentou valor sutilmente inferior a 0,7 na peneira 3/8”, indicando a ausência de uma predominância de formatos muito alongados ou perfeitamente esféricos. Essa característica é desejável, uma vez que partículas excessivamente alongadas ou lamelares podem fraturar sob carregamento, e partículas excessivamente esféricas podem comprometer a estabilidade do esqueleto pétreo devido a um contato entre partículas insuficiente.

A análise conjunta dos resultados de PDI 3D de índice de forma (Figura 48) e esfericidade (Figura 52) revela coerência. Os IF médios indicam agregados graúdos com baixa cubicidade, porém com alongamento moderado dentro dos limites estabelecidos pela norma DNIT 031/2006 - ES. Esta dedução é complementada pelos valores de esfericidade, os quais classificam os agregados como moderadamente esféricos, apontando que as partículas analisadas não são predominantemente alongadas e nem cúbicas.

A proximidade dos resultados atesta a viabilidade da determinação da esfericidade por ambos os métodos computacionais. Neste contexto de elevada acurácia, o custo computacional torna-se um critério decisivo para otimização da análise. Para uma caracterização microestrutural abrangente, que inclua múltiplas propriedades, a metodologia 3D mostra-se mais indicada, pois o processamento de um único conjunto de imagens permite a extração precisa de todos os parâmetros tridimensionais. Para análise específica e otimizada da esfericidade, a metodologia 2D mostrou-se plenamente adequada, com os números ótimos indicando que cerca de 32 imagens são suficientes para uma mensuração precisa e eficiente.

5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

5.1 Conclusões

Esta pesquisa teve como principal objetivo avaliar comparativamente a efetividade técnica de métodos de Processamento Digital de Imagens 2D e 3D para a caracterização quantitativa e precisa de propriedades granulométricas e morfológicas de misturas asfálticas densamente compactadas.

De modo geral, os resultados indicam que a metodologia tridimensional proporcionou uma caracterização microestrutural mais acurada, por preservar as proporções volumétricas reais dos agregados. Em contrapartida, a abordagem bidimensional não alcançou a mesma exatidão, uma vez que se baseia em seções individuais das partículas, as quais podem não representar fielmente as dimensões determinantes para uma estimativa confiável das propriedades. Essa conclusão mostrou-se consistente para ambos os segmentos estudados, não tendo sido identificada uma influência das diferentes faixas granulométricas nas análises.

Cabe destacar que a confiabilidade das análises está condicionada à fração superior a 2 mm. Apesar de limitações identificadas na segmentação das imagens e do caráter estimativo no levantamento de dados volumétricos, o método aplicado para quantificar as proporções dessas frações foi determinante para uma análise mais precisa das propriedades. Os critérios adotados para desconsiderar o material com dimensões inferiores a 2 mm revelaram-se eficientes, contribuindo para a redução da carga computacional sem comprometer a análise dos agregados de interesse.

Na verificação granulométrica, a compactação em campo resultou em distribuições mais graúdas em relação ao projeto e com maior variabilidade entre as amostras, reflexo da influência de fatores externos inerentes ao processo. A compactação laboratorial, por sua vez, produziu baixa dispersão dos resultados, evidenciando a replicabilidade dos métodos em ambiente controlado, mas com tendência a granulometrias ligeiramente mais finas, possivelmente em decorrência de pequenas imprecisões na reprodução das misturas.

No que se refere às propriedades morfológicas, o corte de extração das amostras de campo, associado ao efeito mais abrasivo da compactação por rolos, resultou em valores de índice de forma mais baixos e, conseqüentemente, em

esfericidades mais elevadas, em comparação com as amostras moldadas em laboratório. Entre os parâmetros avaliados, o índice de forma foi o mais afetado pela exclusão das seções de topo e base decorrente da delimitação das regiões representativas.

A esfericidade foi a única propriedade microestrutural que indicou viabilidade de análise tanto por PDI 2D quanto 3D, sendo possível obter resultados estatisticamente representativos na abordagem bidimensional com um número reduzido de imagens, cerca de 35. Para as demais propriedades, mesmo a análise do conjunto integral de imagens 2D não permitiu alcançar valores compatíveis com as referências, dada a limitação inerente do método.

A metodologia 3D desenvolvida incorporou avanços na automatização de etapas e reduziu o tempo total de processamento, embora a demanda computacional permaneça elevada e etapas críticas ainda dependam de intervenção manual. Essas intervenções foram necessárias devido às limitações na segmentação (etapa fundamental para a confiabilidade global do processamento), especialmente na individualização precisa de partículas muito próximas ou com pequenas áreas de contato, que tendem a ser interpretadas como aglomerados. O nível de automatização efetivamente alcançado é diretamente proporcional à qualidade da segmentação, portanto, o desenvolvimento de modelos de segmentação mais refinados constitui o caminho principal para otimização do fluxo de trabalho no futuro.

Contudo, conclui-se que o método tridimensional constitui a abordagem técnica mais viável para uma caracterização integral e precisa das propriedades microestruturais estudadas. A técnica bidimensional, embora mais ágil operacionalmente, apresenta limitações na representação das proporções reais dos agregados. Essa constatação, no entanto, não a invalida, seu uso permanece vantajoso como ferramenta de inspeção visual e para diagnósticos rápidos no monitoramento de tendências microestruturais, atuando como um complemento válido à análise quantitativa robusta fornecida pela técnica tridimensional.

5.2 Sugestões para Trabalhos Futuros

- Explorar modelos de conversão representativa de propriedades 2D para 3D que permita uma comparação entre parâmetros estudados;

- Explorar outras metodologias de segmentação baseadas em IA e *machine learning* que permitam obter modelos mais robustos e refinados como alternativas para o PDI;
- Explorar modelos de segmentação a partir de imagens no sentido longitudinal das amostras e verificar a sua influência no PDI;
- Analisar a influência de diferentes métodos de compactação nas propriedades de orientação e segregação das partículas de misturas asfálticas;
- Desenvolver uma forma automatizada de integrar as análises realizadas nas diferentes etapas do PDI desta pesquisa.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

AHO, B. D. *et al.* Effect of flat and elongated coarse aggregate on field compaction of hot-mix asphalt. **Transportation Research Record**, v. 1761, n. 1, p. 26–31, 2001.

AIGNER, E.; *et al.* Multiscale prediction of viscoelastic properties of asphalt concrete. **Journal of Materials in Civil Engineering**, v. 21, n. 12, p. 771–780, 2009.

ALKEMPER, J.; VOORHEES, P. W. Quantitative serial sectioning analysis. **Journal of Microscopy**, v. 201, pt. 3, p. 388–394, 2001.

ALSHEMBARI, A. *et al.* Separation of sand and gravel particles in volume images using a random forest. **Materials Today Communications**, v. 41, 110957, 2024.

ARAGÃO, F. T. S.; *et al.* Effects of morphological characteristics of aggregate particles on the mechanical behavior of bituminous paving mixtures. **Construction and Building Materials**, v. 123, p. 444–453, 2016.

AWUAH, F. K. A. *et al.* A digital design method for asphalt mixtures that incorporates aggregate geometry. **Construction and Building Materials**, v. 416, 135281, 2024.

BERNUCCI, L. B. *et al.* **Pavimentação asfáltica**: formação básica para engenheiros. PETROBRAS: ABEDA. Rio de Janeiro, 2ª ed., 2022.

BESSA, I. S.; *et al.* Evaluation of different digital image processing software for aggregates and hot mix asphalt characterizations. **Construction & Building Materials**, v. 37, p. 370–378, 2012.

BRUNO, L.; *et al.* Image analysis for detecting aggregate gradation in asphalt mixture from planar images. **Construction and Building Materials**, v. 28, n. 1, p. 21–30, 2012.

CAVARRETTA, I.; *et al.* Applying 2D shape analysis techniques to granular materials with 3D particle geometries. **AIP Conference Proceedings**, v. 1145, n. 1, p. 833–836, 2009.

CEPURITIS, R. *et al.* Comparison of 2D and 3D shape analysis of concrete aggregate fines from VSI crushing. **Powder Technology**, v. 309, p. 110–125, 2017.

COENEN, A. R.; *et al.* Aggregate structure characterisation of asphalt mixtures using two-dimensional image analysis. **Road Materials and Pavement Design**, v. 13, n. 3, p. 433–454, 2012.

COMET TECHNOLOGIES. **Dragonfly 3D World Help System**: User Guide. Object Research Systems (ORS), Montreal, Canadá, 2024. Disponível em: < <https://www.theobjects.com/dragonfly/dfhelp/2024-1/Default.htm> >.

DAN, H. C.; *et al.* Image-driven prediction system: Automatic extraction of aggregate gradation of pavement core samples integrating deep learning and interactive image processing framework. **Construction and Building Materials**, v. 453, 2024.

DAVIS, C.; CASTORENA, C. Implications of physico–chemical interactions in asphalt mastics on asphalt microstructure. **Construction and Building Materials**, v. 94, p. 83-89, 2015.

DEPARTAMENTO NACIONAL DE ESTRADAS DE RODAGEM. **Norma DNER - ME 053/1994**: Misturas betuminosas – Percentagem de betume – Método de Ensaio. Rio de Janeiro, 1994.

DEPARTAMENTO NACIONAL DE ESTRADAS DE RODAGEM. **Norma DNER - ME 078/1994**: Agregado graúdo – adesividade a ligante betuminoso – Método de Ensaio. Rio de Janeiro, 1994.

DEPARTAMENTO NACIONAL DE ESTRADAS DE RODAGEM. **Norma DNER - ME 086/1994**: Agregado – Determinação do índice de forma – Método de Ensaio. Rio de Janeiro, 1994.

DEPARTAMENTO NACIONAL DE INFRAESTRUTURA DE TRANSPORTES. **Norma DNIT 031/2006 - ES**: Pavimentação - concreto asfáltico - especificação de serviço. Rio de Janeiro, 2006.

DEPARTAMENTO NACIONAL DE INFRAESTRUTURA DE TRANSPORTES. **Norma DNIT 178/2018 - PRO**: Pavimentação asfáltica - Preparação de corpos de prova para ensaios mecânicos usando o compactador giratório Superpave ou o Marshall – Procedimento. Rio de Janeiro, 2018.

DEPARTAMENTO NACIONAL DE INFRAESTRUTURA DE TRANSPORTES. **Norma DNIT 412/2019 - ME**: Pavimentação - Misturas asfálticas - Análise granulométrica de agregados graúdos e miúdos e misturas de agregados por peneiramento - Método de ensaio. Rio de Janeiro, 2019.

DEPARTAMENTO NACIONAL DE INFRAESTRUTURA DE TRANSPORTES. **Norma DNIT 424/2020 - ME**: Pavimentação - Agregados – Determinação do índice de forma com crivos - Método de ensaio. Rio de Janeiro, 2020.

DEPARTAMENTO NACIONAL DE INFRAESTRUTURA DE TRANSPORTES. **Norma DNIT 425/2020 - ME**: Pavimentação - Agregados – Determinação do índice de forma com paquímetro - Método de ensaio. Rio de Janeiro, 2020.

DEPARTAMENTO NACIONAL DE INFRAESTRUTURA DE TRANSPORTES. **Norma DNIT 432/2020 - ME**: Agregados – Determinação das propriedades de forma por meio do Processamento Digital de Imagens (PDI) - Método de ensaio. Rio de Janeiro, 2020.

DEPARTAMENTO NACIONAL DE INFRAESTRUTURA DE TRANSPORTES. **Norma DNIT 449/2024 - PRO**: Pavimentação asfáltica – Misturas asfálticas – Parâmetros volumétricos para dosagem de misturas asfálticas – Procedimento. Rio de Janeiro, 2024.

DU PLESSIS, A.; BOSHOFF, W. P. A review of X-ray computed tomography of concrete and asphalt construction materials. **Construction and Building Materials**, v. 199, p. 637–651, 2019.

ECHLIN, M. P. *et al.* Serial sectioning in the SEM for three dimensional materials science. **Current Opinion in Solid State and Materials Science**, v. 24, n. 2, p. 100817, 2020.

ENRÍQUEZ-LEÓN, A. J. **Caracterização microestrutural de matrizes asfálticas de agregados finos a partir da microtomografia computadorizada**. Dissertação de Mestrado em Engenharia Civil – Universidade Federal do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 2021.

ENRÍQUEZ-LEÓN, A. J. *et al.* Determination of the air void content of asphalt concrete mixtures using artificial intelligence techniques to segment micro-CT images. **International Journal of Pavement Engineering**, v. 23, n. 11, p. 3973–3982, 2022.

GAO, J. *et al.* Effects of coarse aggregate angularity on the microstructure of asphalt mixture. **Construction and Building Materials**, v. 183, p. 472-484, 2018.

GAO, Y. *et al.* Variability evaluation of gradation for asphalt mixture in asphalt pavement construction. **Automation in Construction**, v. 128, 103742, 2021.

GOODFELLOW, I. *et al.* **Deep learning**. [S.l.]: MIT Press, 2016.

GONZALEZ, R. C.; WOODS, R. E. **Digital Image Processing**. 3. ed. New Jersey: Pearson, 2007.

HARTMANN, D. A. **Um gerador de amostras virtuais de misturas asfálticas: desenvolvimento e aplicabilidade em simulações microestruturais**. Tese de Doutorado em Engenharia Civil – Universidade Federal do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 2017.

JIANG, J. *et al.* Effect of the contact structure characteristics on rutting performance in asphalt mixtures using 2D imaging analysis. **Construction and Building Materials**, v. 136, p. 426-435, 2017.

KRAWCZYKOWSKI, D.; *et al.* Comparison of geometric properties of regular and irregular mineral grains by dynamic image analysis (2D) and optoelectronic analysis (3D) methods. **Minerals**, v. 12, n. 5, p. 540, 2022.

KIM, Y.; *et al.* Computational constitutive model for predicting nonlinear viscoelastic damage and fracture failure of asphalt concrete mixture. **International Journal of Geomechanics**, v. 7, p. 102-110, 2007.

KUO, C. Y.; *et al.* Three-dimensional image analysis of aggregate particles from orthogonal projections. **Transportation Research Record**, v. 1526, n. 1, p. 98–103, 1996.

KUO, C. Y.; FREEMAN, R. B. Image Analysis Evaluation of Aggregates for Asphalt Concrete Mixtures. **Transportation Research Record**, v. 1615, p. 65-71, 1998.

KUTAY, M. E.; *et al.* Comparison of 2D and 3D image-based aggregate morphological indices. **International Journal of Pavement Engineering**, v. 12, n. 4, p. 421–431, 2011.

KUTAY, M. E.; *et al.* Three-dimensional image processing methods to identify and characterise aggregates in compacted asphalt mixtures. **International Journal of Pavement Engineering**, v. 11, n. 6, p. 511–528, 2010.

LI, L. *et al.* Efficacy of 3D dynamic image analysis for characterizing the morphology of natural sands. **Géotechnique**, v. 73, p. 586–599, 2023.

LINDBLAD, J. Surface area estimation of digitized 3D objects using weighted local configurations. **Image and Vision Computing**, v. 23, n. 2, p. 111-122, 2005.

LI, Q. *et al.* Linear viscoelastic properties of warm-mix recycled asphalt binder, mastic, and fine aggregate matrix under different aging levels. **Construction and Building Materials**, v. 192, p. 99-109, 2018.

LIU, Y.; *et al.* Review of advances in understanding impacts of mix composition characteristics on asphalt concrete (AC) mechanics. **International Journal of Pavement Engineering**, v. 12(4), p. 385–405, 2011.

LIU, Z. *et al.* Applicability of a new method for mesoscopic structure segmentation of asphalt mixture based on two-dimensional image. **Construction and Building Materials**, v. 421, p. 135738, 2024.

Li, Y. *et al.* Characteristics of void distribution and aggregate degradation of asphalt mixture specimens compacted using field and laboratory methods. **Construction and Building Materials**, v. 270, p. 121488, 2021.

LUGO, A. E. A.; *et al.* Tomografía computarizada con rayos-x y sistema de imágenes de agregados (aims) para el estudio de mezclas asfálticas y agregados. **Ingeniería e Investigación**, Facultad de Ingeniería, Universidad Nacional de Colombia, v. 28, n. 2, p. 142–151, 2008.

Magna Engenharia. **Análise do estudo de traço da camada de CBUQ faixa B com asfalto modificado por polímero- BR 116/RS Lote 1**. 2020a.

_____. **Análise do estudo de traço da camada de CBUQ faixa C com CAP 50/70 BR116/RS Lote 1**. 2020b.

MAROOF, M. A.; *et al.* A new approach to particle shape classification of granular materials. **Transportation Geotechnics**, v. 22, p. 100296, 2020.

MASAD, E.; BUTTON, J. W. Unified imaging approach for measuring aggregate angularity and texture. **Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering**, v. 15, p. 273–280, 2000.

MASAD, E. *et al.* Effect of compaction procedure on the aggregate structure in asphalt concrete. **Transportation Research Record**, p. 179-184, 1999a.

MASAD, E.; *et al.* Quantifying laboratory compaction effects on the internal structure of asphalt concrete. **Transportation Research Record**, v. 1681, p. 179-185, 1999b.

MATSUMOTO, M.; NISHIMURA, T. Mersenne twister: a 623-dimensionally equidistributed uniform pseudo-random number generator. **ACM Transactions on Modeling and Computer Simulation**, v. 8, n. 1, p. 3–30, 1998.

MICROSOFT. Microsoft Excel: software de planilha eletrônica. Versão Microsoft 365. Redmond: Microsoft Corporation, 2025.

MOON, K. H.; *et al.* Analyzing Aggregate Size Distribution of Asphalt Mixtures Using Simple 2D Digital Image Processing Techniques. **Arab J Sci Eng**. V. 40, p. 1309–1326, 2015.

MORA, C. F. *et al.* Particle size distribution analysis of coarse aggregate using digital image processing. **Cement and Concrete Research**, v. 28, n. 6, p. 921-932, 1998.

Object Research Systems (ORS) Inc. **Dragonfly 2024.1**. Montreal, Canada, 2024. Computer software. Disponível em: < <https://dragonfly.comet.tech/> >.

ORIGINLAB CORPORATION. OriginPro: scientific data analysis and graphing software. Versão 2025. Northampton, MA, EUA: OriginLab Corporation, 2025.

PEDRINI, H.; SCHWARTZ, W. R. **Análise de imagens digitais**: princípios, algoritmos e aplicações. São Paulo: Cengage Learning Brasil, 2008.

PERSECHINO, A.; ALBUQUERQUE, M. P. **Processamento digital de imagens**: conceitos fundamentais. Centro Brasileiro de Pesquisas Físicas, v.1, n. 4, p. 1-41, 2015

RAO, C.; *et al.* Quantification of coarse aggregate angularity based on image analysis. **Transportation Research Record**, v. 1787, n. 1, p. 117–124, 2002.

RIBAS, C. Y.; THIVES, L. P. Evaluation of effect of compaction method on the macrostructure of asphalt mixtures through digital image processing under Brazilian conditions. **Construction and Building Materials**, v. 228, p. 116821, 2019.

SANTOS, M. S. dos. **Análise do desempenho à fadiga de pavimentos asfálticos com ligante convencional e modificado em trechos experimentais no Rio Grande do Sul**. Tese de Doutorado em Engenharia Civil – Universidade Federal de Santa Maria, Santa Maria, 2025.

SANTOS, M. S. dos; *et al.* Implantação de trechos experimentais com diferentes tipos de CAP e utilização de simulador de tráfego do tipo HVS na BR-116/RS. In: **Anais do 24º ENACOR – Encontro Nacional de Conservação Rodoviária e 47ª RAPv - Reunião Anual de Pavimentação**. Bento Gonçalves: ABDER, 2022. p. 553-564.

SEBER, G. A.; WILD, C. J. **Nonlinear Regression**. New York: Wiley, 1989.

SHOLEVAR, N. *et al.* Machine learning techniques for pavement condition evaluation. **Automation in Construction**, v. 136, 104190, 2022.

SUN, L. **Structural Behavior of Asphalt Pavements**: Intergrated analysis and design of conventional and heavy duty asphalt pavement. 1. ed. Oxford, United Kingdom: Butterworth-Heinemann, 2016. 1070 p.

TAHERI-SHAKIB, J.; AL-MAYAH, A. A review of microstructure characterization of asphalt mixtures using computed tomography imaging: Prospects for properties and phase determination. **Construction and Building Materials**, v. 385, 131419, 2023.

TAN, D.; *et al.* Ring artifacts suppression for X-ray CT images by fusion of dual-domain images based on improved UNet. **Computers and Electrical Engineering**, v. 118, pt. A, p. 109335, 2024.

TRIPATHI, P.; *et al.* Towards 3D Shape Estimation from 2D Particle Images: A State-of-the-Art Review and Demonstration. **KONA Powder and Particle Journal**, v. 42, p. 37-56, 2025.

UNDERWOOD, B. S.; KIM, Y. R. Microstructural investigation of asphalt concrete for performing multiscale experimental studies. **International Journal of Pavement Engineering**, v. 14, n. 15, p. 498–516, 2013.

UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA MARIA. **Tomógrafo micrométrico (Nikon, modelo XTH-225)**. 2021. Disponível em: <https://ufsm.br/r-775-796> . Acesso em: março de 2025.

VADOOD, M.; *et al.* Introducing a simple method to determine aggregate gradation of hot mix asphalt using image processing. **International Journal of Pavement Engineering**, v. 15, n. 2, p. 142–150, 2013.

VASCONCELOS, K. L.; *et al.* Análise da estrutura interna de misturas asfálticas. **XVII Congresso Brasileiro de Pesquisa e Ensino em Transportes**, Recife, 2005.

VAVRIK, W. R.; *et al.* Bailey method for gradation selection in HMA mixture design. **Transportation Research Circular**. v. E-C044, 2002.

WANG, L. **Mechanics of asphalt**: microstructure and micromechanics. McGrawHill Education, 1ª ed., 2010.

WANG, F. *et al.* Effect of aggregate morphologies and compaction methods on the skeleton structures in asphalt mixtures. **Construction and Building Materials**, v. 263, p. 120220, 2020.

XIAO, Y. *et al.* A novel method for predicting coarse aggregate particle size distribution based on segment anything model and machine learning. **Construction and Building Materials**, v. 429, 136429, 2024.

XING, C.; *et al.* Gradation measurement of asphalt mixture by X-Ray CT images and digital image processing methods. **Measurement**, v. 132, p. 377-386, 2019.

YUCEL, A. O. Aggregate packing and interlock evaluation utilizing 2-dimensional synthetic asphalt concrete sections. **Construction and Building Materials**, v. 416, p. 135222, 2024.

YUE, Z. Q.; *et al.* Application of digital image processing to quantitative study of asphalt concrete microstructure. **Transportation Research Record**, v. 1492. p. 53-60, 1995.

ZAREI, S.; *et al.* Innovative mechanical property evaluation methods for optimizing asphalt mastic performance. **Construction and Building Materials**, v. 463, 2025, p. 140033, 2025.

ZELELEW, H. M.; *et al.* Application of digital image processing techniques for asphalt concrete mixture images. **12th International Conference of International Association for Computer Methods and Advances in Geomechanics (IACMAG)**, p. 119-124, 2008.

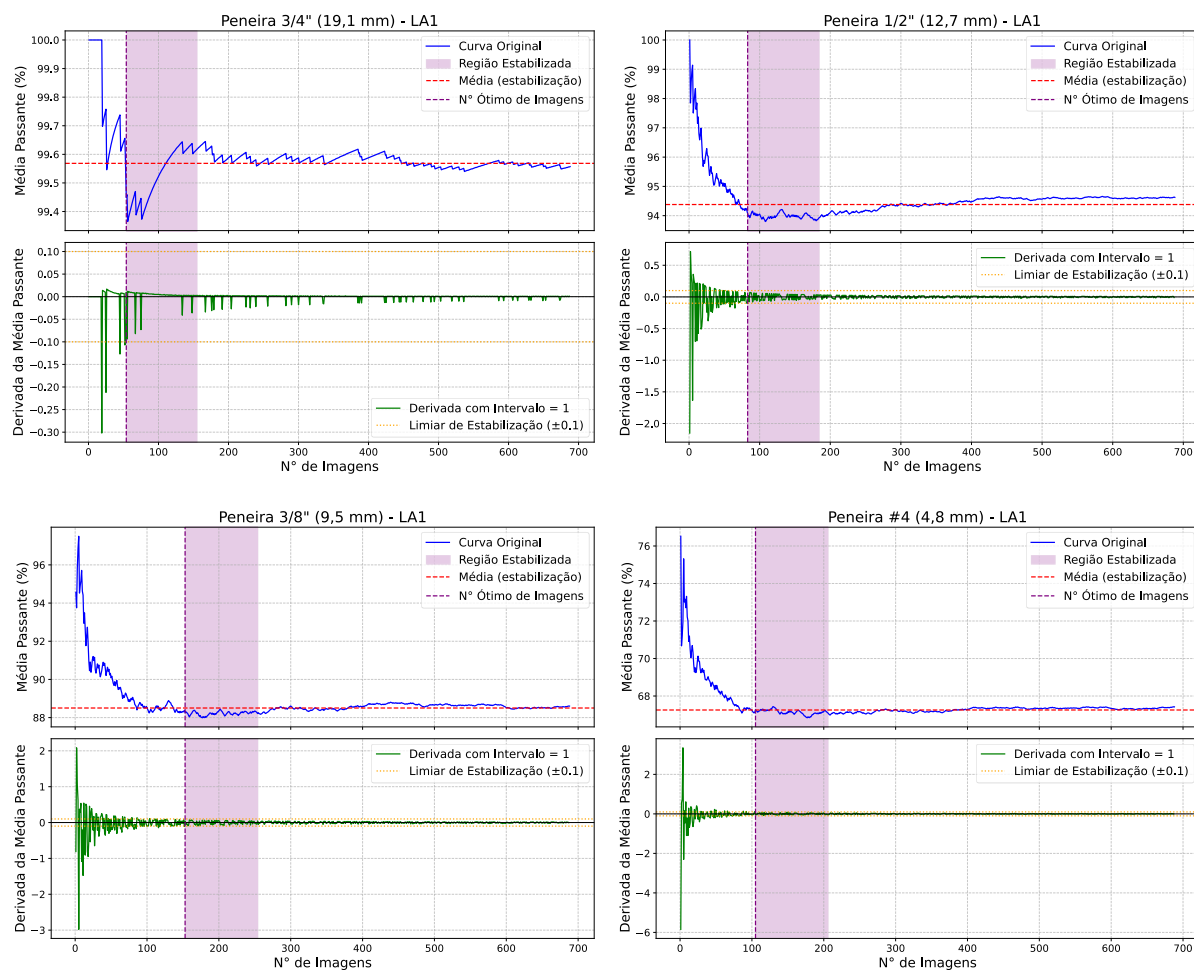
ZELELEW, H. M. *et al.* An improved image processing technique for asphalt concrete X-ray CT images. **Road Materials and Pavement Design**, v. 14, n. 2, p. 341–359, 2013.

ZHANG, R.; *et al.* Aggregate particle identification and gradation analysis method based on the deep learning network of Mask R-CNN. **Materials Today Communications**, v. 35, 2023.

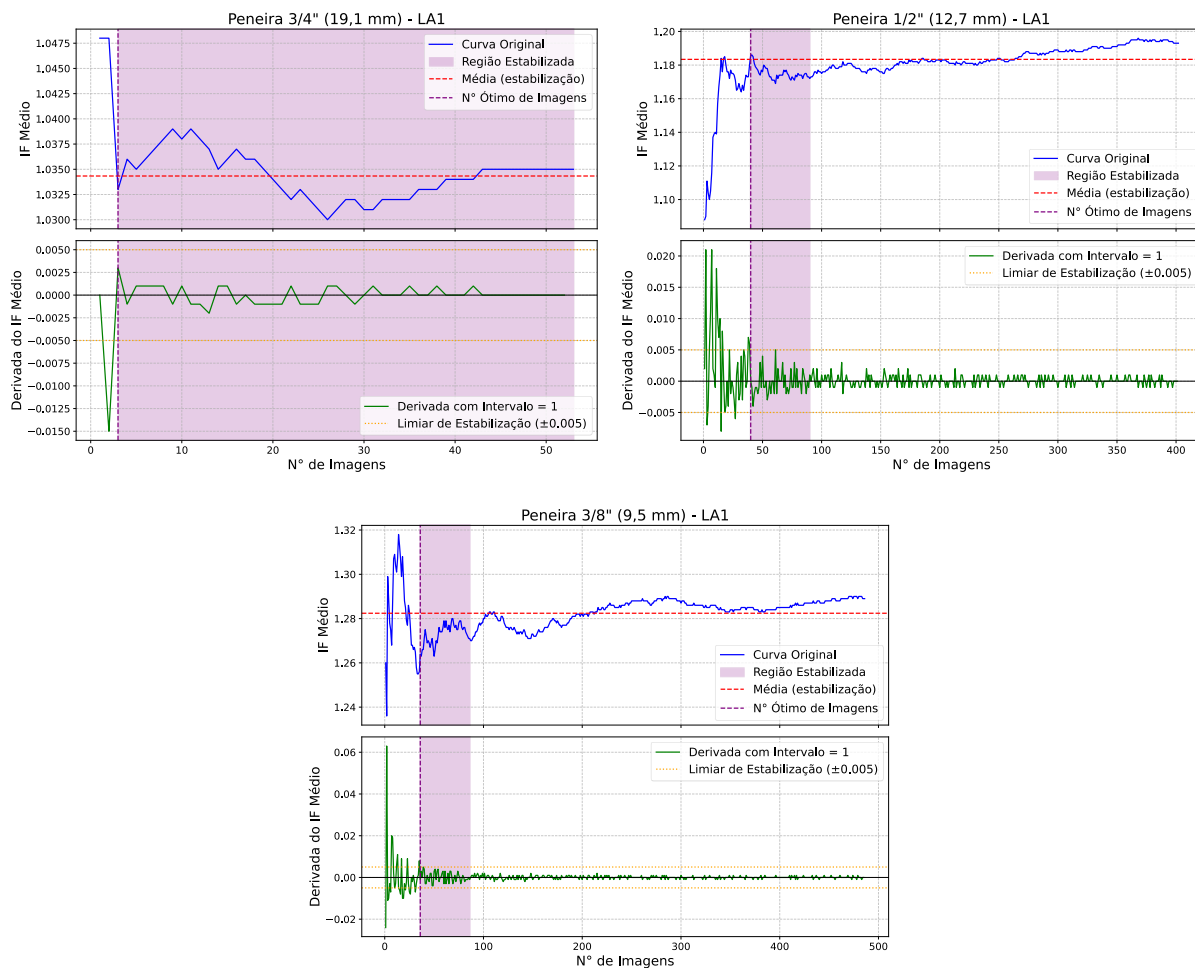
ZHAO, L. *et al.* Statistical analysis and comparative study of multi-scale 2D and 3D shape features for unbound granular geomaterials. **Transportation Geotechnics**, v. 26, p. 100377, 2021a.

ZHAO, Z. *et al.* 3D-Reconstruction and characterization of the pore microstructure within the asphalt FAM using the X-ray micro-computed tomography. **Construction and Building Materials**, v. 272, 121764, 2021b.

APÊNDICE A - EXEMPLO DE DETERMINAÇÃO DO NÚMERO ÓTIMO DE IMAGENS PARA ANÁLISE GRANULOMÉTRICA PELO MÉTODO DA DERIVADA



APÊNDICE B - EXEMPLO DE DETERMINAÇÃO DO NÚMERO ÓTIMO DE IMAGENS PARA ANÁLISE DO ÍNDICE DE FORMA PELO MÉTODO DA DERIVADA



APÊNDICE C - EXEMPLO DE DETERMINAÇÃO DO NÚMERO ÓTIMO DE IMAGENS PARA ANÁLISE DA ESFERICIDADE PELO MÉTODO DA DERIVADA

