



UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA CATARINA
CENTRO TECNOLÓGICO
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM CIÊNCIA E ENGENHARIA DE
MATERIAIS

Leandro Coser

**CARACTERIZAÇÃO HIERÁRQUICA DA MORFOLOGIA DE CERÂMICAS
POROSAS A PARTIR DE IMAGENS 3D DE TOMOGRAFIA DE RAIOS X**

FLORIANÓPOLIS

2019

Leandro Coser

**CARACTERIZAÇÃO HIERÁRQUICA DA MORFOLOGIA DE CERÂMICAS
POROSAS A PARTIR DE IMAGENS 3D DE TOMOGRAFIA DE RAIOS X**

Tese submetido(a) ao Programa de Pós-graduação
em Ciência e Engenharia de Materiais da
Universidade Federal de Santa Catarina para a
obtenção do título de Doutorado em Ciência e
Engenharia de Materiais.
Orientador: Prof. Dr. Celso Peres Fernandes
Coorientador: Prof. Dr. Rer. Nat. Eros Comunello

Florianópolis

2019

Ficha de identificação da obra

Coser, Leandro

Caracterização hierárquica da morfologia de cerâmicas porosas a partir de imagens 3d de tomografia de raios x / Leandro Coser ; orientador, Celso Peres Fernandes, coorientador, Eros Comunello, 2019.

126 p.

Tese (doutorado) - Universidade Federal de Santa Catarina, Centro Tecnológico, Programa de Pós-Graduação em Ciência e Engenharia de Materiais, Florianópolis, 2019.

Inclui referências.

1. Ciência e Engenharia de Materiais. 2. Processamento de Imagens. 3. Cerâmica Porosa. 4. Distribuição bimodal de poros. 5. Permeabilidade intrínseca. I. Fernandes, Celso Peres. II. Comunello, Eros. III. Universidade Federal de Santa Catarina. Programa de Pós-Graduação em Ciência e Engenharia de Materiais. IV. Título.

Leandro Coser

**CARACTERIZAÇÃO HIERÁRQUICA DA MORFOLOGIA DE CERÂMICAS
POROSAS A PARTIR DE IMAGENS 3D DE TOMOGRAFIA DE RAIOS X**

O presente trabalho em nível de doutorado foi avaliado e aprovado por banca
examinadora composta pelos seguintes membros:

Prof. Avacir Casanova Andrello, Dr.
Universidade Estadual de Londrina

Videoconferência

Prof.(a) Elisangela Guzi, Dr(a).
Universidade Federal de Santa Catarina
Prof.(a) Iara Frangiotti Mantovani, Dr(a).
Universidade Federal de Santa Catarina
Prof.(a) Denise Prado Kronbauer, Dr(a).
Universidade do Vale do Itajaí

Certificamos que esta é a **versão original e final** do trabalho de conclusão que foi
julgado adequado para obtenção do título de doutor em Ciência e Engenharia de
Materiais.

Prof. Dr. Prof. Guilherme Mariz de Oliveira Barra
Coordenador do Programa

Prof. Dr. Celso Peres Fernandes
Orientador

Florianópolis, 11 de Abril de 2019.

Dedico este trabalho a minha amável e paciente esposa.

AGRADECIMENTOS

Agradeço aos meus pais Humberto e Sonia, pelo apoio incondicional e auxílio que me prestaram frente às dificuldades.

Ao meu orientador Celso e ao professor Eros pela oportunidade e a devida dose de paciência na condução para a busca do conhecimento.

Aos colegas do laboratório LMPT pela paciência em discutir vários aspectos relacionados ao desenvolvimento deste e outros trabalhos.

Em especial à minha esposa Nozomi e filhos, Emma e John, pelo auxílio, carinho e compreensão frente aos dias de trabalho que passaram em minha companhia.

Enfim agradeço a todos aqueles que de maneira direta ou indireta me auxiliaram na conclusão desta tese.

Se queres prever o futuro, estuda o passado.
(Confúcio, 479 a.C.)

RESUMO

Em materiais porosos, naturais ou fabricados, é fundamental a caracterização de parâmetros da morfologia e da conectividade do espaço poroso bem como a compreensão da influência destes parâmetros nas suas propriedades físicas macroscópicas. São bastante utilizadas para a descrição quantitativa da microestrutura técnicas baseadas em imagens as quais são submetidas a diversos processamentos computacionais seguidos de análise e interpretação. O presente trabalho trata da proposição de uma cadeia de processamento de imagens 3D, com relevância para as etapas de filtragem e de segmentação ternária, que propicie a caracterização do sistema poroso e a determinação computacional da permeabilidade intrínseca sendo aplicável a sistemas com múltiplas porosidades. Calado (2017) desenvolveu uma cerâmica de alta porosidade a partir da emulsificação de suspensões de alumina com óleo de girassol, amido e gelatina. A metodologia aqui proposta é aplicada na caracterização da morfologia desta cerâmica a partir de imagens 3D obtidas com microtomografia computadorizada de raios X em duas escalas espaciais. A primeira escala é constituída dos maiores poros, aproximadamente esféricos, devido a presença de bolhas no processo de fabricação, das maiores partículas sólidas e de uma terceira região, espacialmente conexa e de porosidade não-resolvida (indefinida), quer dizer, uma região onde a resolução espacial desta escala não permite a sua definição em poros e sólidos. Esta região é analisada em uma escala espacial, uma imagem, de melhor resolução espacial mostrando ser formada de menores poros, também aproximadamente esféricos, e de menores partículas sólidas. Tem-se então, uma cerâmica com distribuição bimodal de poros. Em duas amostras cerâmicas, a morfologia é caracterizada e interpretada nas duas escalas espaciais individualmente e seus resultados utilizados em um modelo de composição de escalas fornecendo características do material como um todo. A permeabilidade intrínseca é determinada computacionalmente para as duas amostras considerando-se imagens 3D compostas das duas escalas espaciais. Por último, os valores de permeabilidade das amostras são interpretados à luz dos parâmetros morfológicos e de conectividade medidos nas imagens 3D. A metodologia mostra-se capaz de medir a permeabilidade computacionalmente em um sistema multiescalar de materiais.

Palavras-chave: Filtragem de Imagem, segmentação de imagens, cerâmica porosa, distribuição bimodal de poros, permeabilidade intrínseca.

ABSTRACT

In porous materials, natural or manufactured, the characterization of morphological parameters and of the pore space connectivity, as well as the understanding of the influence of these parameters on their macroscopic physical properties, is fundamental. The characterization technique is intensively used to microstructural quantitative description in images, which are submitted in several computational processing followed by interpretation and analysis. The present work deals with a pipeline of 3D image processing, with relevance for stages of image filtering and of ternary segmentation, which provides the porous system characterization and computational determination of intrinsic permeability being applicable to multiscale porous system. Calado (2017) developed a high porosity ceramic by emulsification of alumina suspension with sunflower oil, starch and gelatin. The methodology proposed is applied to morphological characterization of this ceramic by 3D image acquired by X-ray microtomography in two spatial scales. The first scale consists of larger pores, that is approximately spherical due to presence of bubbles in manufacturing process, and of large solid particle's, also of third region that spatially connected unresolved (undefined) porosity, that is, a region where the spatial resolution does not allow its definition in pores or solids. This undefined region is analyzed in a different spatial scale through an image of better spatial resolution showing to be formed of smaller pores, also approximately spherical and smaller solid particle's. Therefore, this ceramic presents a bimodal pore distribution. In two ceramic samples that morphology is characterized and interpreted in those two spatial scales individually and its results used in a scale composition model providing characteristics of the material as a whole. The intrinsic permeability is computationally determined for two samples considering 3D images of the two spatial scales. Finally, the permeability values of the samples are interpreted in light of morphological and connectivity parameters measured in the 3D images. The methodology proves to be able to measure the computational permeability in a multiscale material system.

Keywords: Image filtering, Image segmentation, Porous ceramic, Bimodal pore distribution, Intrinsic permeability.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Ilustração do escoamento de fluido uma amostra porosa.	26
Figura 2 – Definição de volume elementar representativo (VER) para a porosidade	28
Figura 3 – Representação esquemática do modelo de composição multiescala para três escalas espaciais.	31
Figura 4 – Representação do espaço poroso por esferas e suas conexões por cilindros.....	34
Figura 5 – Imagem de ressonância magnética submetida ao filtro passa-baixa. A) Imagem original, B) Após filtragem.	37
Figura 6 – Em (a), elipse representando um tensor e (b) representação de uma distribuição multivariada.....	47
Figura 7 – Uma seção 2D da imagem adquirida da amostra E11 com resolução espacial de 6,8 μm representando a macro escala. A amostra utilizada é aproximadamente cilíndrica com diâmetro de 6mm e altura de 10mm.	53
Figura 8 – Uma seção 2D da imagem adquirida da amostra S11 com resolução espacial de 6,8 μm representando a macro escala. A amostra utilizada é aproximadamente cilíndrica com diâmetro de 6mm e altura de 10mm.	54
Figura 9 – Uma seção 2D da imagem adquirida da amostra E11 com resolução espacial de 1.2 μm representando a escala micro.	55
Figura 10 – Uma seção 2D da imagem adquirida da amostra S11 com resolução espacial de 1.2 μm representando a escala micro.	55
Figura 11 – Captura de tela do Imago3D apresentando 5 áreas utilizadas para controle dos processos e dados sendo operados pelo sistema.	57
Figura 12 – Fluxo do processamento de dados desde a aquisição até a construção do volume com as múltiplas escalas integradas.....	60
Figura 13 – Exemplo de região onde foi realizado a amostra do volume de escala macro do ensaio E11.	62
Figura 14 – Primeira fatia da amostra do volume de escala macro dos ensaios E11 a esquerda e S11 a direita.	63
Figura 15 – Exemplo de região onde foi realizado a amostra do volume de escala micro do ensaio E11.	64
Figura 16 – Primeira fatia da amostra do volume de escala micro nos ensaios E11 a esquerda e S11 a direita.	65

Figura 17 – Resultados da aplicação de filtro de difusão tradicional e orientado por mapa de gradientes. (a) imagem original; (b) imagem filtrada com o filtro tradicional; c) representação dos gradientes; d) aplicação do filtro com os pesos do mapa de gradientes (c).	67
Figura 18 – Gráfico demonstrando o comportamento do lambda adaptativo de acordo com a média e desvio padrão.	69
Figura 19 – Seleção de pontos para treinamento do classificador.....	72
Figura 20 – Grid com os dados selecionados e as texturas locais.	73
Figura 21 – Pipeline representando o fluxo dos volumes e a transformação até o volume de múltiplas escalas sendo caracterizado.....	75
Figura 22 – Resultado da aplicação do polinomial mahalanobis, para conferencia a direita imagem de origem com os pontos selecionados, a esquerda o resultado da classificação.....	87
Figura 23 – Imagem demonstrativa da união de escalas (2400 de altura e largura). Em preto são apresentados os poros, em verde são os sólidos e em azul também são os sólidos, mas obtidos a partir da escala micro.	93
Figura 24 – VER aplicado nas amostras de 500 ³	94
Figura 25 – DTP aplicado nas amostras de 500 ³	95
Figura 26 – DTP aplicado nas amostras de 500 ³ , somente raios até 12 μm	96
Figura 27 – DTP aplicado nas amostras de 500 ³ , somente raios maiores que 12 μm	96
Figura 28 – PP aplicado nas amostras de 500 ³	97
Figura 29 – ATC aplicado na amostra E11 – A de 500 ³	98
Figura 30 – ATC aplicado na amostra E11 – B de 500 ³	98
Figura 31 – ATC aplicado na amostra S11 – A de 500 ³	99
Figura 32 – ATC aplicado na amostra S11 – B de 500 ³	99
Figura 33 – VER aplicado nas amostras de 600 ³	101
Figura 34 – VER aplicado nas amostras de 600 ³	102
Figura 35 – DTP aplicado nas amostras de 600 ³ , somente raios até 30 μm	102
Figura 36 – DTP aplicado nas amostras de 600 ³ , somente raios maiores que 30 μm	103
Figura 37 – PP aplicado nas amostras de 600 ³	103
Figura 38 – ATC aplicado na amostra E11 – A de 600 ³	104

Figura 39 – ATC aplicado na amostra E11 – B de 600 ³	104
Figura 40 – ATC aplicado na amostra S11 – A de 600 ³	105
Figura 41 – ATC aplicado na amostra S11 – B de 600 ³	105
Figura 42 – DTP aplicado nas amostras originais da macro escala.	107
Figura 43 – Perfil de porosidade das amostras originais da macro escala.	107
Figura 44 – DTP aplicado nas amostras originais da micro escala.....	108
Figura 45 – PP aplicado nas amostras originais da macro escala.....	109
Figura 46 – Comparação das DTP: modelo multi-escala e volume múltiplas escalas (em escala logarítmica).	111

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Conjunto de imagens de exemplo dos volumes de escalas múltiplas com tamanho da amostra de 500 ³	77
Tabela 2 – Conjunto de imagens de exemplo dos volumes de escalas múltiplas com tamanho da amostra de 600 ³	78
Tabela 3 – Conjunto de Imagens de avaliação do lambda automático.....	81
Tabela 4 – Recorte para observação dos efeitos do filtro com diferentes valores para iteração.....	84
Tabela 5 – Aplicação do filtro para micro-escala e os efeitos que permitem ao classificador misturar a separação de fases.....	86
Tabela 6 – Aplicação da classificação das fases poro, sólido e indefinidas na escala macro das amostras E11, a esquerda e S11 a direita.....	88
Tabela 7 – Aplicação da classificação das fases poro e sólido na escala micro das amostras E11, a esquerda e S11 a direita.....	90
Tabela 8 – Aplicação de threshold das fases poro e sólido na escala macro das amostras E11e S11.....	91
Tabela 9 – Aplicação de threshold das fases poro e sólido na escala micro das amostras E11e S11.....	92
Tabela 10 – Porosidades observadas nas amostras de 500 ³	100
Tabela 11 – Médias de permeabilidade observadas nas amostras de 500 ³	100
Tabela 12 – Médias de porosidade observadas nas amostras de 600 ³	106
Tabela 13 – Médias de permeabilidade observadas nas amostras de 600 ³	106
Tabela 14 – Porosidade observadas nas amostras de escala macro.....	108
Tabela 15 – Porosidade observadas nas amostras de escala micro.....	109
Tabela 16 – Médias de permeabilidade observadas nas amostras da escala micro.....	110

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	15
1.1	Objetivo Geral	18
1.1.1	Objetivos Específicos	18
1.1.2	Trabalhos Correlatos da Literatura	18
2	FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	22
2.1	Fundamentos de Materiais Porosos e Imagens	22
2.1.1	Microtomografia de Raios X	23
2.1.2	Resolução de Imagens	23
2.1.3	Materiais Porosos	24
2.1.3.1	Porosidade	25
2.1.3.2	Permeabilidade Intrínseca	25
2.1.3.3	Volume Elementar Representativo	27
2.1.3.4	A Imagem da Microestrutura Vista como um Processo Estocástico	28
2.1.3.5	Distribuição de Tamanho de Poros	30
2.1.3.6	Distribuição de Poros em Sistemas Bimodais	31
2.1.3.6.1	<i>Distribuição de Tamanho de Poros Total</i>	33
2.1.3.7	Rede de Poros e Ligações	33
2.2	Visão Computacional	35
2.2.1	Filtragem de Imagens	35
2.2.1.1	Filtros para Suavização e Realce	36
2.2.1.2	Filtro de Difusão Anisotrópica	38
2.2.1.3	Filtro de Gabor	41
2.2.2	Aspectos Gerais da Segmentação de imagens	42
2.2.2.1	Funções de discriminação	43
2.2.2.1.1	<i>Distâncias entre coordenadas vetoriais</i>	45
2.2.2.1.2	<i>Distâncias entre distribuições multivariadas</i>	45

2.2.2.2	Distância Polinomial de Mahalanobis	47
2.2.2.3	Método de Threshold de Otsu	49
3	MATERIAL E MÉTODOS.....	51
3.1	Descrição da Cerâmica Porosa	51
3.1.1	Aquisição de Imagem de Microtomografia de raio-X.....	51
3.1.2	Macro escala.....	52
3.1.3	Microescala.....	54
3.2	Software Imago3D	56
3.3	Pipeline Aplicado.....	59
3.4	Amostragem das Escalas	61
3.5	Detalhes da Filtragem	65
3.5.1	Melhoria da Performance de Filtragem.....	65
3.5.2	Auto-lambda (λ).....	70
3.6	Detalhes da Classificação por Mahalanobis.....	71
3.7	Detalhes da Separação de Fases	73
3.8	Composição de Escalas.....	74
3.9	Amostragem do Volume de Escalas Múltiplas.....	76
4	RESULTADOS E DISCUSSÕES	80
4.1	Aplicação do Filtro de Difusão com Auto-lambda Ativo.....	80
4.1.1	Resultados da Aplicação nos Ensaios E11 e S11	83
4.2	Classificação por Mahalanobis	86
4.2.1	Classificação dos Ensaios E11 e S11	88
4.3	Separação de Fases	91
4.4	Composição de Escalas.....	93
4.5	Caracterizações nas Amostras de 500³	94
4.6	Caracterizações nas Amostras de 600³	101
4.7	Caracterização das Amostras de Origem na Escala Macro	106

4.8	Caracterização das Amostras de Origem na Escala Micro	108
4.9	Integração da DTP das Amostras de Origem	110
4.10	Avaliação e Discussão dos Resultados das Caracterizações	111
5	CONCLUSÃO	114
	REFERÊNCIAS.....	117

1 INTRODUÇÃO

Um material poroso é composto de pelo menos duas fases: um arcabouço sólido e uma fase poro a qual é geralmente ocupada por um ou mais fluidos. As propriedades físicas macroscópicas em um volume elementar representativo destes materiais dependem das propriedades das fases bem como da morfologia e da topologia (conectividade) destas fases. Um importante problema consiste então na compreensão das relações de dependência entre as propriedades físicas e a microestrutura (morfologia e conectividade) destes materiais. Por exemplo, a permeabilidade, como definida na Lei de Darcy, independe do fluido que satura o espaço poroso sendo função tão somente da microestrutura do material. É uma propriedade intrínseca que depende fundamentalmente dos seguintes parâmetros microestruturais: porosidade efetiva, distribuição de tamanho de poros e conectividade do espaço poroso.

Para a caracterização da morfologia e da conectividade de espaços porosos frequentemente se empregam técnicas de processamento e análise de imagens. As imagens podem ser adquiridas em seções polidas por microscopia óptica ou microscopia eletrônica de varredura e mais recentemente em amostras volumétricas por técnicas de microtomografia (μ CT) e nanotomografia computadorizada de raios X (nCT). A possibilidade de obtenção direta de imagens 3D com tomografia de raios X constituiu-se um grande avanço tecnológico para a área de caracterização de materiais. De fato, ainda que a porosidade e funções de correlação espacial de um volume estatisticamente representativo da amostra possam ser determinados em imagens 2D (Adler et al. 1990, Liang et al. 1998), medidas como a distribuição de tamanho de poros e de parâmetros associados à conectividade do espaço poroso devem ser realizadas em imagens 3D. Técnicas de obtenção de imagens 3D por tomografia de raios X são baseadas na absorção do feixe de radiação pela matéria, e resulta em um mapeamento das diferentes densidades locais e número atômico que constituem o volume da amostra.

A microestrutura de materiais porosos pode ser constituída de várias escalas espaciais, quer dizer, diferentes escalas cada uma com um comprimento

característico. São materiais ditos multiescalares, compostos de múltiplas porosidades. Como exemplos de tais materiais citam-se: os materiais cimentícios como a argamassa de cal e de cimento estudada em Fernandes et.al (1996) e muitas rochas reservatório de petróleo como as carbonáticas analisadas em Mantovani (2013). Materiais cerâmicos podem apresentar microestrutura multiescalar como o reticulado poroso analisado em Ackermann et al (2014) e Tariq et al (2011). No presente trabalho a atenção é voltada para a caracterização da morfologia de uma cerâmica de alta porosidade desenvolvida e estudada por Calado (2017). Esta cerâmica foi produzida a partir da emulsificação de suspensões de alumina com óleo de girassol, amido e gelatina. As imagens 3D de microtomografia de raios X apresentadas em Calado (2017) mostram serem esta cerâmicas constituídas de uma distribuição bimodal de poros. Desta forma, propõe-se no presente trabalho uma rota de processamento de imagens para a segmentação das fases presentes na cerâmica bem como métodos para a caracterização da morfologia e da permeabilidade levando-se em conta o caráter bimodal de sua distribuição de tamanho de poros. Ainda que este trabalho foque na caracterização desta cerâmica específica, vários dos métodos apresentados e utilizados podem ser aplicados para outras classes de materiais porosos.

A cadeia de processamento de imagens envolve inicialmente a filtragem e a segmentação de fases. Por se tratar de um material com distribuição bimodal de poros tem-se duas imagens 3D: uma primeira associada aos maiores poros que chamaremos de macro-escala e a segunda, dos menores poros, que chamaremos de microescala. Enquanto a imagem da microescala é binária, composta de duas fases, poros e sólidos, a da macro-escala é ternária composta de três regiões, a saber, poros, sólidos e uma terceira região não-resolvida (ou indefinida) na resolução espacial desta imagem e que será objeto de análise na imagem de melhor resolução.

Neste contexto, a questão da definição da terceira região é um problema de segmentação em geral de difícil solução exigindo diferentes métodos de tratamento para sua adequada definição tendo, portanto, um papel importante na caracterização destes materiais. Apesar de evidenciado nos últimos anos que o estado da arte em segmentação não oferece uma solução geral para o problema, existem muitos algoritmos de segmentação de imagens os quais são projetados para propósitos muito específicos e domínios de aplicação restritos. Todos estes algoritmos tentam em sua

essência simplificar uma imagem de entrada em partições ou segmentos, onde cada segmento corresponde na totalidade ou parcialmente a alguma região homogênea e contínua na imagem, sendo que esta homogeneidade vai depender da área de aplicação e regra de agrupamento adotada para agrupar a informação disponível. A correta segmentação das regiões de transição requer tratamentos especiais para melhor definição e futuras medidas que se seguem na caracterização destas imagens.

Sob o domínio dos filtros de imagens recentes métodos propõem a filtragem sem destruir a informação de transição, ou os gradientes que delimitam os objetos constituintes da cena, como é o caso da filtragem anisotrópica de Joaquim Weikert (Weickert, 1998) o qual permite remover o ruído ao mesmo tempo preservar a informação da forma de um objeto. A segmentação, por se tratar da operação crucial da cadeia de processamento de imagens, a aplicação de novos modelos ou mesmo o entendimento de modelos mais complexos e clássicos, permite realizar o melhor particionamento da imagem para torná-la mais simples de ser explicitada, medida e observada dando viabilidade de tarefas intensivas em conhecimento como análise e/ou tomada de decisão. Na segmentação existe uma grande variedade de métodos com grande potencial, um destes que mostra-se promissor para segmentação bimodal é o polinomial mahalanobis (Grudic & J. Mulligan, 2006), o que apresenta o conceito de modelos não lineares para classificação de distribuições de dados, conseguindo a um custo computacional razoável uma excelente separação para a segmentação multifásica.

No presente trabalho, um modelo de pipeline iniciado por filtragem por difusão anisotrópica, seguido de segmentação por polinomial mahalanobis e outras medidas de caracterização e integração de escalas foram computacionalmente implementados, e aplicados nas imagens 3D de cerâmicas visando ganho de qualidade na avaliação do sistema poroso descrito por mais de uma escala espacial.

Na caracterização do sistema poroso das cerâmicas, primeiro, cada escala espacial é analisada individualmente determinando-se parâmetros de sua morfologia (porosidade e distribuição de tamanho de poros e gargantas) bem como de sua organização espacial. Os parâmetros determinados na macroescala e na microescala são compostos de forma a fornecer os dados totais, quer dizer, os dados da

microestrutura como um todo. Um modelo matemático multiescalar (Mantovani, 2013) é utilizado para realizar esta composição.

As imagens da macroescala e da microescala são então compostas diretamente considerando-se ambas na resolução da microescala e, com base na técnica de representação sistemas porosos em rede de poros, simula-se numericamente a permeabilidade intrínseca das cerâmicas interpretando-a em termos dos parâmetros microestruturais.

1.1 Objetivo Geral

O objetivo geral deste trabalho consiste no desenvolvimento de uma metodologia para a caracterização da morfologia e da conectividade da microestrutura de uma classe de materiais cerâmicos de elevada porosidade constituídos de distribuição de tamanho de poros bimodal.

1.1.1 Objetivos Específicos

São objetivos específicos deste trabalho:

- a) O desenvolver de um pipeline de processamento de imagens aplicável a uma classe de cerâmicas celulares partindo-se imagens 3D obtidas com microtomografia de raios X;
- b) O estabelecer e aplicação nas imagens 3D de técnicas de caracterização de materiais com duas escalas espaciais características;
- c) Aplicar uma metodologia para a determinação computacional da permeabilidade intrínseca destas cerâmicas.

1.1.2 Trabalhos Correlatos da Literatura

A microestrutura hierarquizada de uma espuma cerâmica fabricada à base de mulita foi analisada por Gregorová et al. (2018) valendo-se de técnicas complementares: imagens obtidas por microscopia eletrônica de varredura e tomografia computadorizada de raios X (CT) e porosimetria de injeção de mercúrio.

Esta espuma cerâmica apresenta basicamente dois tipos de porosidade: uma escala espacial dos maiores poros, aproximadamente esféricos, resultante das bolhas no processo de fabricação e uma segunda escala espacial dos menores poros, intrínseca à matriz sólida, que dizer, uma porosidade intergranular. Com tratamento rigoroso de estereologia matemática os autores comparam e interpretam resultados oriundos das diferentes técnicas (diferentes espaços dimensionais). Ainda, mostram que cada técnica usada, com suas especificidades, descreve de modo complementar o espaço poroso hierárquico como um todo. Para a microestrutura particular analisada é mostrado que a distribuição dos poros aproximadamente esféricos (escala dos maiores poros) segue uma distribuição de Rayleigh.

Espumas metálicas de Ti6Al4V foram produzidas por um processo otimizado de gelcating em Lux et al. (2018) conduzindo a microestruturas com distribuição de tamanhos de poros em duas escalas espaciais características. Foram adquiridas imagens 3D nas duas escalas com microtomografia de raios X (μ CT) em baixa e alta resoluções espaciais com tamanhos de voxel iguais a $7\mu\text{m}$ e $0,7\mu\text{m}$, respectivamente. Para ambas as escalas são realizados os testes de volume elementar representativo para a porosidade e são determinadas as distribuições de tamanho de poros usando-se a operação de abertura morfológica. Os autores apresentam uma cuidadosa análise acerca dos regimes de escoamento, envolvendo forças viscosas e de inércia, discorrendo sobre os efeitos na determinação das permeabilidades de Darcy, de Forchheimer e do coeficiente de inércia. São realizadas medições experimentais e simulações numéricas para estas propriedades procedendo-se uma análise interpretativa criteriosa dos resultados.

Cerâmicas permeáveis à base de Corundum (electrocorundum powders grade Alodur F420) de três diferentes granulometrias foram produzidas e analisadas a partir de imagens de μ CT no trabalho de Tarasovskii et al. (2017). A microestrutura 3D representada pela imagem tomográfica 3D foi modelada em uma rede de poros (esferas) e ligações (cilindros) tendo-se como base um algoritmo de bolas de máximas, como o código computacional utilizado no presente trabalho. As microestruturas são monoescala, quer dizer, descritas em uma única escala espacial e suas permeabilidades intrínsecas foram determinadas experimentalmente bem

como simuladas numericamente com um método de diferenças finitas para a solução da equação de Stokes na microestrutura 3D encontrando-se uma boa concordância entre si. Os valores de permeabilidades, para as três amostras, são interpretados à luz de parâmetros morfológicos medidos nas microestruturas.

Tariq et al (2011) realizaram uma tomografia multiescalar para estudar a microestrutura hierárquica 3D de cerâmicas porosas, catalisadores de alumina-silicato processadas em duas diferentes temperaturas. Para a obtenção de imagens das diferentes escalas espaciais (variando de micrometros até nanometros) utilizaram μ CT, feixe de íons focalizado/microscopia eletrônica (FIB/SEM) e microscopia de transmissão. Além da caracterização microestrutural, as imagens 3D foram utilizadas para a simulação numérica do escoamento de Stokes para a determinação de permeabilidade intrínseca com o auxílio do software comercial Fluent (Ansys, Inc.). As permeabilidades foram simuladas para cada escala espacial separadamente bem como para as microestruturas cerâmicas como um todo fazendo-se a transferência de escala da permeabilidade. Os resultados efetivos simulados mostraram boa concordância com os experimentais tendo-se feito também a interpretação dos valores de permeabilidade à luz de parâmetros microestruturais mensurados nas imagens.

Fey et. al. (2018) analisaram a microestrutura de uma cerâmica comparando imagens oriundas da técnica de microscopia eletrônica de varredura μ CT. O módulo de Young das amostras cerâmicas (porosidades variando de 52% a 82%) foram determinados experimentalmente e correlacionados com determinados modelos da literatura. Também, as condutividades térmicas das amostras foram experimentalmente determinadas e correlacionadas com a microestrutura representada em um modelo de rede de poro.

Alumina macroporosa foi produzida por um processo especial descrito em Andersson et. Al. (2010) com permeabilidade intrínseca regulada fazendo-se variar o tamanho das menores gargantas que ligam poros bem como a conectividade do sistema poroso. A μ CT foi utilizada para a obtenção de imagens 3D representativas da alumina mostrando-se quantitativamente as mudanças no sistema poroso (tamanhos de garganta e conectividade) promovidas pelo processo de fabricação. Para a simulação numérica da permeabilidade foi utilizado o método de Lattice-Boltzmann (LB). Um resultado interessante mostrado neste trabalho é a excelente

concordância entre os valores de permeabilidade obtido com LB e o previsto pelo modelo de Katz-Thompson, sugerindo que para as aluminas analisadas a permeabilidade é governada pelo chamado diâmetro crítico de garganta. Este diâmetro corresponde ao menor diâmetro de garganta (construção) de um conjunto de poros/gargantas que permite a percolação no material.

Como colocado por Kim et al. (2019) a pesquisa em cerâmicas porosas tem aumentado significativamente devido suas propriedades peculiares (térmicas, mecânicas, associadas ao fluxo de fluidos, etc.) e grande leque de aplicações destes materiais. De fato, um salto tecnológico, reside na possibilidade de alterar de forma controlada a microestrutura de cerâmicas porosas e assim obter propriedades adequadas para um determinado tipo de aplicação de engenharia.

Neste sentido, tem-se a importância da compreensão das relações entre propriedades físicas macroscópicas e parâmetros da morfologia e da conectividade do espaço poroso das cerâmicas. Da literatura, observa-se um crescente número de trabalhos envolvendo a caracterização dos sistemas porosos a partir de imagens 3D de μ CT principalmente considerando-se uma única escala espacial mas, mais recentemente, considerando-se duas ou mais escalas espaciais analisadas com microtomografia e também com outras técnicas de forma complementar como no trabalho de Gregorová et al. (2018) acima citado.

A contribuição do presente trabalho de tese se insere neste escopo de pesquisa: a caracterização do sistema poroso de material cerâmico considerando-se a estrutura hierarquizada em duas escalas espaciais.

2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

Neste capítulo serão introduzidos conceitos fundamentais relacionados ao desenvolvimento do trabalho: materiais porosos e suas propriedades físicas principais, interação da radiação X com a matéria e tomografia computadorizada bem como técnicas de processamento e análise de imagens.

2.1 Fundamentos de Materiais Porosos e Imagens

Técnicas de caracterização da microestrutura de materiais porosos incluem as computacionais, um laboratório virtual, onde a partir de imagens 3D do sistema em estudo, além da caracterização morfológica, fenômenos físicos são numericamente simulados possibilitando a predição de propriedades físicas macroscópicas. Estas ideias remontam aos anos 1950, contudo, houve um crescimento abrupto nas últimas décadas em função do avanço tecnológico em tomografia computadorizada de raios X, permitindo a obtenção direta de imagens 3D com alta resolução espacial bem como com o avanço nos sistemas de computação. Estes avanços têm permitindo, atualmente, que se trabalhe em estruturas 3D mais realísticas e com modelos matemáticos mais robustos. Nos anos 1990, com o advento dos microtomógrafos comerciais de raios X, ainda que limitados em resolução espacial e qualidade de imagem, o volume de pesquisas e desenvolvimentos nesta área teve um virtuoso crescimento.

Com o passar dos anos a tecnologia aprimorou-se e atualmente as mais diversas áreas utilizam a técnica para os mais diversificados tipos de materiais tais como: na indústria aeroespacial para localização de falhas na linha de produção, localização de nós em toras de madeira para um melhor aproveitamento dos cortes nos materiais, em materiais de engenharia, jazidas de petróleo, entre outras aplicações.

Na área de materiais a microtomografia é amplamente utilizada, sendo que os microtomógrafos computadorizados fazem a reconstrução completa da amostra na forma de uma imagem 3D a partir do empilhamento de seções 2D da mesma. As seções 2D são procedidas através de um algoritmo de reconstrução, que é aplicado às projeções tomadas da amostra. Cada projeção é realizada com a exposição da

amostra ao feixe de radiação durante um tempo pré-estabelecido. Este processo é repetido passo a passo até uma rotação completa da amostra. A estrutura interna de materiais na forma de imagens digitais oferece a possibilidade de avaliação, medição e quantificação destes materiais.

2.1.1 Microtomografia de Raios X

A microtomografia computadorizada de raios X (μ -CT) é um método de inspeção que provê imagens detalhadas da região interna de materiais de maneira tridimensional de uma amostra a ser analisada.

Os detalhes das estruturas podem serem observados em alta resolução, com alguns equipamentos modernos chegando na casa dos micrometros (Landis & Keane, 2010).

Também exigem pouco tratamento de espécimes, sendo em alguns materiais a preparação não destrutiva, permitindo a tomada de imagens em diferentes condições (Landis & Keane, 2010).

Esta técnica é uma versão otimizada e aplicada para amostras de pequenas dimensões e com alta resolução espacial do CAT (Computed Axial Tomography), metodologia tomográfica usada em diagnósticos médicos (Tesei et al., 2005), baseada na tomada de dados a partir da translação de fonte e detector em torno de um paciente.

A μ -CT é uma técnica de imageamento confiável e rápida na aquisição de dados e pode ser considerada não destrutiva, conforme seja a resolução de imagens necessária. Já análise das imagens depende do software de processamento de imagens e do operador que analisa os dados.

2.1.2 Resolução de Imagens

A resolução espacial de uma imagem expressa qual é a dimensão mínima de uma determinada região que pode ser investigada com clareza pelo software analisador, ou seja, se a resolução espacial de uma tomografia for de $10\mu\text{m}$, por

exemplo, então poros ou estrutura de matriz com diâmetros menores que esta resolução não serão identificados pelo sistema.

Quanto melhor for a resolução espacial atingida, mais acurados serão os dados que poderão ser obtidos da amostra. Sistemas microtomográficos modernos atingem resoluções que vão da ordem de μm até nm , dependendo basicamente do tamanho da amostra e geometria/qualidade do sistema de irradiação/detecção.

A resolução R da imagem tomográfica, que depende do tamanho do pixel no detector e do fator de magnificação M , é descrita da seguinte maneira:

$$R = \frac{x}{\left(\frac{a+b}{a}\right)} \quad (1)$$

onde x é o tamanho de pixel em mm , a é a distância entre a fonte a amostra e b é distância entre a amostra e a câmera.

2.1.3 Materiais Porosos

A ciências de materiais compreende ampla variedade de áreas, desde a criação de materiais, compreensão de propriedades entre outros estudos. O interesse pode ser realizar medidas mecânicas, químicas e físicas ou entender as estruturas da composição dos materiais.

Com intuito de delimitar um escopo para trabalho, será tomado por base um conjunto de ferramentas a serem utilizadas a uma classe de materiais, os porosos, e os assuntos que serão abordados dão subsídio para a caracterização do sistema poroso destes materiais. Os tópicos a seguir focam à uma breve descrição das propriedades mais fundamentais como a porosidade, sua distribuição bem como uma medida de permeabilidade para simular a possibilidade de fluxo destes materiais.

É importante observar que, as propriedades observadas são determinadas a partir de imagens 3D, onde as fases poro e sólido estão segmentadas em suas escalas espaciais de análise. Claramente o processamento desde a aquisição até a segmentação, bem como a integração de diferentes escalas espaciais, objeto de estudo nesta proposta, se mostra crucial para uma abrangente visão das propriedades destes materiais e serão abordadas um pouco mais a frente.

2.1.3.1 Porosidade

Um meio poroso é um material composto de pelo menos uma fase sólida (uma matriz sólida) e de uma fase poro (cavidades, canais, interstícios) em geral ocupada por um ou mais fluidos.

Em uma amostra estatisticamente representativa de um material poroso o seu volume total V_T será dado pela soma do volume dos poros V_P e do volume da matriz sólida V_S . A porosidade é definida como a razão entre o volume de poros e o volume total de uma amostra do material:

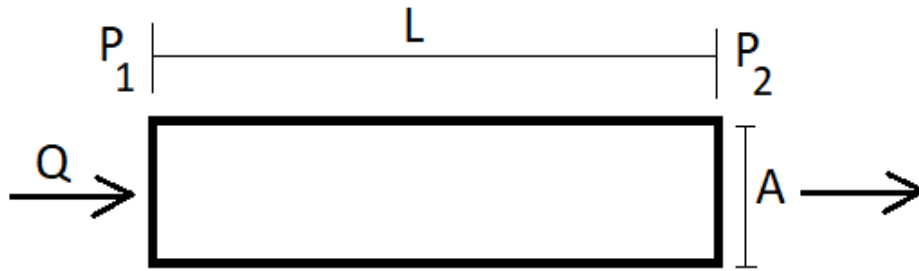
$$\phi = \frac{V_p}{V_t} \quad (2)$$

Assim definida, a porosidade é chamada de total (ou absoluta) pois engloba poros acessíveis a fluidos a partir da fronteira (contorno) da amostra bem como poros isolados, não acessíveis a fluidos. Por outro lado, a porosidade efetiva (ou aberta) considera somente o volume poroso interconectado entre si e com a fronteira da amostra. A porosidade aberta se refere aos poros que estão conectados em grande escala, passíveis de serem invadidos por fluidos. Desta forma, a porosidade efetiva exclui, da porosidade total, os poros que se apresentam isolados no meio, não participando de processos de invasão de fluidos. Associado ao volume dos poros isolados tem-se a porosidade fechada.

2.1.3.2 Permeabilidade Intrínseca

Considere uma amostra de material poroso de comprimento L e área de seção transversal A como mostrada na Figura 1. Submetida a uma diferença de pressão ΔP ($\Delta P = P_1 - P_2$) tem-se uma vazão volumétrica Q , em regime permanente, de um fluido cuja viscosidade dinâmica é igual a μ saturando completamente os poros da amostra.

Figura 1 – Ilustração do escoamento de fluido uma amostra porosa.



A permeabilidade intrínseca k é definida pela lei de Darcy, com a consideração de escoamento de fluido newtoniano, número de Reynolds suficientemente baixo (forças inerciais são negligenciáveis) e escoamento permanente unidirecional como:

$$Q = \frac{k}{\mu} A \frac{\Delta p}{L} \quad (3)$$

A permeabilidade intrínseca não depende do fluido que satura o espaço poroso, mas sim da porosidade efetiva, da distribuição de tamanho de poros e da conectividade entre os poros. Tem dimensão de área (m^2) e uma unidade usual é o Darcy. Um material poroso tem uma permeabilidade igual a 1 Darcy se uma diferença de pressão de 1 *atm* produz um fluxo volumétrico de $1\text{cm}^3/\text{s}$ de um fluido com viscosidade de 1 *cP* (centipoise) através de uma amostra cúbica com lados de 1 *cm*. Assim, 1 Darcy é igual a $0,987 \mu\text{m}^2$.

Comumente a Equação (3) é escrita na forma:

$$\frac{\Delta p}{L} = \frac{\mu}{k} v \quad (4)$$

Onde $v = Q/A$ é chamado de velocidade superficial (ou velocidade de filtro). Em regime de escoamento onde as forças de inércia não são negligenciáveis (para maiores velocidades v) a relação entre $\Delta p/L$ e v não mais é linear e neste caso pode ser descrita pela equação de Forchheimer (Lux et al., 2018):

$$\frac{\Delta p}{L} = \frac{\mu}{k_F} v + \rho \beta v^2 \quad (5)$$

Nesta equação, ρ é a densidade do fluido, β é o chamado coeficiente de inércia e k_F é a permeabilidade de Forchheimer que é diferente de k . Também, as Equações (4) e (5) são válidas quando os experimentos de permeação são realizados com um fluido incompressível. Considerando a compressibilidade de um gás ideal, após integração ao longo da amostra (de 0 até L), a Equação (5) se torna:

$$\frac{p_1^2 - p_2^2}{2p_2L} = \frac{\mu}{k_F}v + \rho\beta v^2 \quad (6)$$

2.1.3.3 Volume Elementar Representativo

Acima, discorrendo-se sobre porosidade e permeabilidade, citou-se a necessidade de uma amostra ser estatisticamente representativa do material em questão. Mais formalmente, define-se o Volume Elementar Representativo (VER) como o volume mínimo de amostra do material poroso onde a hipótese do contínuo seja válida, sendo possível então a definição de propriedades macroscópicas do material. Para a determinação do VER para a porosidade ϕ , aumenta-se gradualmente o volume $V(L)$ de cubos de lado L até que o valor medido de porosidade nos cubos convirja dentro de uma tolerância $\pm\delta$. Desta forma, a condição para definição do VER em termos do lado do cubo L_{VER} se escreve (Petrasch et al, 2008):

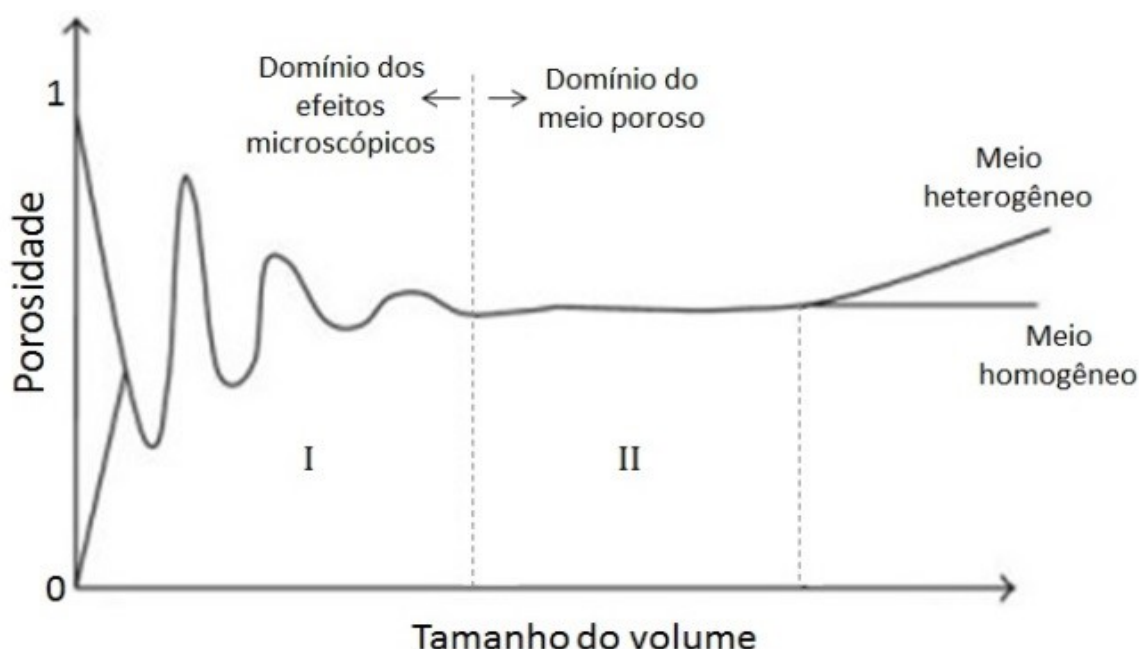
$$L_{VER} = \min\{L \leq L^* \mid \phi - \delta < \phi(V_{L^*}) < \phi + \delta\}, \quad \delta \ll 1 \quad (7)$$

A Figura 2 ilustra a variação da porosidade ϕ em função do lado L do cubo de medida na amostra porosa (Bear, 1988). Na região I os cubos são pequenos tendo-se uma grande variação do valor da porosidade refletindo a escala espacial de heterogeneidades do material ora com predomínio de poros, ora com predomínio de sólidos. Nesta região têm-se flutuações randômicas da porosidade não sendo possível a sua definição. Quando existente, na região II tem-se a definição do tamanho

do VER, concordante com a Equação (7). As medidas de porosidade feitas nesta região são independentes da escala espacial, representando o material poroso homogêneo (Bear, 1988).

No presente trabalho, o tamanho do VER foi analisado para a porosidade das cerâmicas estudadas. Para as medições foram considerados sub-volumes cúbicos, dispostos aleatoriamente na imagem 3D de cerâmica, sem repetição do ponto de origem do cubo; um maior número de sub-volumes é analisado nas menores escalas, diminuindo-se este número à medida que se tem escalas maiores.

Figura 2 – Definição de volume elementar representativo (VER) para a porosidade



Fonte: (Bear, 1988).

2.1.3.4 A Imagem da Microestrutura Vista como um Processo Estocástico

Considere agora a imagem 3D de uma microestrutura porosa de volume V como um processo randômico o qual é composto de duas fases (uma imagem binária): o espaço poroso e a fase sólida (Coker & Torquato, 1995; Adler et.al, 1990). Uma função de fase poro Z é definida como:

$$z(x) = \begin{cases} 1 & \text{quando } x \text{ pertence ao espaço poroso} \\ 0 & \text{quando } x \text{ não pertence ao espaço poroso} \end{cases} \quad (8)$$

onde x é a posição em relação a uma origem arbitrária. A fração volumétrica de poros, isto é, a porosidade ϕ , é dada em termos da função de fase como:

$$\Phi = \langle Z(u) \rangle \quad (9)$$

onde o símbolo $\langle \ \rangle$ significa a média estatística no volume V em consideração. Deve ser enfatizado que com a hipótese de homogeneidade estatística a porosidade ϕ pode ser medida fazendo-se médias no volume V , bem como em linhas ou em planos arbitrários de V (Coker & Torquato, 1995). A porosidade é interpretada como a probabilidade de encontrar um voxel na imagem binária pertencente à fase poro, uma função de correlação a um ponto.

A probabilidade de que dois voxels separados por uma distância u pertençam ambos à fase poro é dada por:

$$C(u) = \langle Z(x)Z(x + u) \rangle \quad (10)$$

Assumindo isotropia estatística, esta função de correlação a dois pontos depende apenas da magnitude da distância de separação $u = \|\mathbf{u}\|$. A função de correlação a dois pontos decresce de $C(u) = \phi$ para $u = 0$ até $C(u) = \phi^2$ para valores suficientemente grandes de u .

A função de correlação a dois pontos $C(u)$ pode ser normalizada, definindo-se a função $R(u)$ (Adler et al., 1990):

$$R(u) = \frac{\langle [Z(i,j) - \phi][z(i + u,j) - \phi] \rangle}{\langle [Z(i,j) - \phi]^2 \rangle} \quad (11)$$

Os valores da correlação normalizada são iguais, para cada deslocamento u , para as duas fases (poro e sólido): variam de 1 quando o deslocamento é nulo até 0 para valores suficientemente grandes de deslocamento.

Um comprimento característico λ , associado com a correlação normalizada é definido por:

$$\lambda = \int_0^{\infty} R(u) du \quad (12)$$

Nos trabalhos de (Adler et al.,1990) e Berryman (1985) as propriedades da correlação a dois pontos são descritas em maior detalhe.

2.1.3.5 Distribuição de Tamanho de Poros

A determinação da distribuição de tamanhos de objetos, como por exemplo, partículas de alumina, grãos de um cereal, ou ainda de poros é chamada de granulometria por Coster e Chermant (1989). A gênese do termo vem da técnica de peneiramento físico, que dizer, da determinação da distribuição de tamanho de grãos (partículas) utilizando-se de peneiras de malhas diferentes. Tratando-se de imagens digitais de materiais porosos é usual a utilização da operação de abertura morfológica (erosão seguida de dilatação) para a determinação de tamanho de poros Coster e Chermant (1989), Moschetto (1991), Fernandes et al. (1996). A abertura pode ser vista, é equivalente, à união das bolas (elementos estruturantes) implantadas em todos os voxels dos objetos de interesse (nesta tese, poros) e que não se intersectam com a fase complementar (nesta tese, sólidos). O processo morfológico de abertura com uma bola de tamanho r apresenta analogia com a técnica de peneiramento físico com peneira de malha de tamanho r . Deve ser observado que no peneiramento físico a entidade de medida é a massa dos objetos (partículas) e no caso de imagens de materiais porosos submetidos à abertura morfológica é o volume dos poros para o caso de imagens 3D. Para a determinação da distribuição de tamanhos de poros utiliza-se uma sequência de bolas de tamanhos crescentes, r_1, r_2, \dots, r_{max} , onde r_{max} é o tamanho da bola associada com os maiores poros da imagem. Considere uma imagem 3D binária com porosidade, fração volumétrica dos poros igual a ϕ , submetida a uma sequência de operações de abertura com bolas de raio r crescente, a distribuição acumulada de tamanho de poros será dada por:

$$F(r) = \frac{\phi - \phi(r)}{\phi} \quad (13)$$

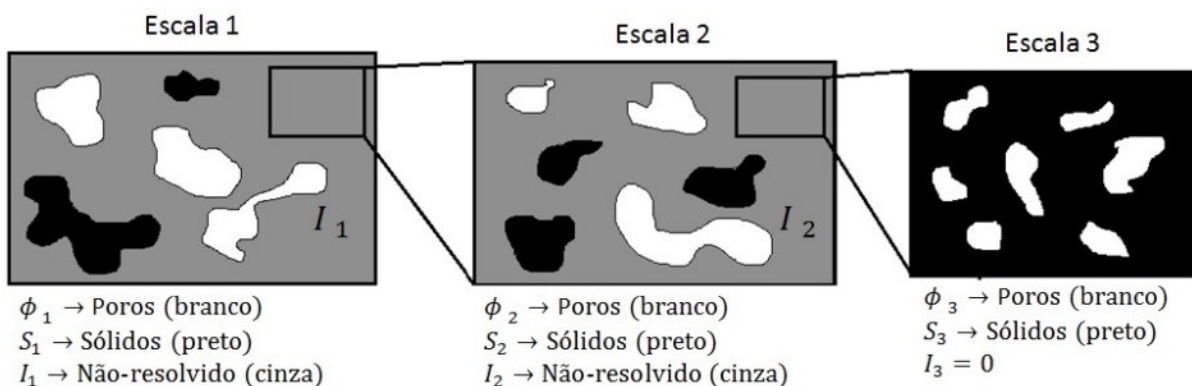
onde ϕ é a porosidade da imagem e $\phi(r)$ é a porosidade da imagem após a abertura com bola de raio r . No presente trabalho utilizou-se a funcionalidade de distribuição de poros com abertura do Imago3D (será abordado mais adiante sobre este software) a qual não é realizada diretamente na imagem binária mas na imagem transformada de distância ao fundo (ao complementar) com a métrica de chanfro d_{3-4-5} para a geração das bolas 3D (Borgefors, 1986; Thiel & Montanvert 1992).

2.1.3.6 Distribuição de Poros em Sistemas Bimodais

Apresenta-se a seguir o modelo matemático para a composição de propriedades aditivas de um material com duas ou mais escalas espaciais Fernandes et.al. (1996), Papadopoulos (2009) e Mantovani (2013). No presente trabalho a atenção é voltada para a porosidade e a distribuição de tamanho de poros.

Sem perda de generalidade, considere um material poroso com microestrutura hierarquizada em três escalas espaciais como esquematicamente apresentado nas imagens da Figura 3. Assume-se que as resoluções espaciais das escalas 1, 2 e 3 são r_1 , r_2 e r_3 , respectivamente, onde $r_3 \ll r_2 \ll r_1$.

Figura 3 – Representação esquemática do modelo de composição multiescala para três escalas espaciais.



Fonte: (Mantovani , 2013)

Na Escala 1 (E1) têm-se regiões de poros e sólidos com frações volumétricas representadas por ϕ_1 e S_1 , respectivamente. Estas regiões do sistema poroso são chamadas de resolvidas, no sentido de que são bem definidas com a resolução r_1 . Tem-se uma terceira região de fração volumétrica I_1 chamada de indefinida ou não resolvida, no sentido de que os poros e os sólidos apresentam tamanhos inferiores a esta resolução espacial e que deverá ser objeto de análise com melhor resolução espacial na Escala 2. Admite-se a hipótese de que esta região não-resolvida apresenta distribuição espacial homogênea, de tal forma que apenas um sub-volume representativo desta região necessita ser analisado. Nesta escala, tem-se que $\phi_1 + S_1 + I_1 = 1$.

Na Escala 2 (E2), de resolução espacial r_2 , têm-se as frações volumétricas para os poros, sólidos e a região não-resolvida, respectivamente iguais a ϕ_2 , S_2 e I_2 , onde $\phi_2 + S_2 + I_2 = 1$. Novamente, supõe-se que a região I_2 é homogênea. Para este exemplo, a Escala 3 (E3), de resolução espacial r_3 , representa a última escala. Portanto na E3, todas as regiões podem ser definidas, resultando em uma imagem que contenha apenas poros e sólidos, ou seja, a fração do sistema poroso não-resolvida I_3 é igual a zero e, portanto, $\phi_3 + S_3 = 1$.

Pode ser mostrado, veja-se Mantovani (2013), que a porosidade total ϕ_T deste exemplo de espaço poroso considerado, ou seja, a porosidade que leva em conta as frações de volumes das três escalas espaciais é dada por:

$$\phi_T = \phi_1 + I_1\phi_2 + I_1I_2\phi_3 \quad (14)$$

A generalização desta equação para espaços porosos com um número arbitrário n de escalas é dada por:

$$\phi_T = \phi_1 + \left[\sum_{i=2}^n \left(\phi_i \prod_{k=1}^{i-1} I_k \right) \right] \quad (15)$$

2.1.3.6.1 Distribuição de Tamanho de Poros Total

Seja agora $f_i(r)$ a distribuição de tamanho de poros, isto é, a fração volumétrica medida para cada escala espacial i ($i = 1, 2, 3, \dots, n$), cada escala i tem os tamanhos r de um máximo até um mínimo e considera-se não haver sobreposição de tamanhos entre as escalas. Desta forma com as contribuições de cada uma das distribuições individuais $f_1(r), f_2(r), \dots, f_n(r)$ tem-se a distribuição de tamanho de poros total, quer dizer, a distribuição do espaço poroso como um todo dada por Mantovani (2013):

$$f_T(r) = \left(f_i(r) \phi_i \prod_{k=1}^{i-1} I_k \right) / \phi_T \quad (16)$$

A medida das distribuições $f_i(r)$, para cada escala i , pode ser realizada por vários métodos sendo usuais os métodos baseados em morfologia matemática (diretamente nas imagens 3D) e em redes de poros e ligações.

2.1.3.7 Rede de Poros e Ligações

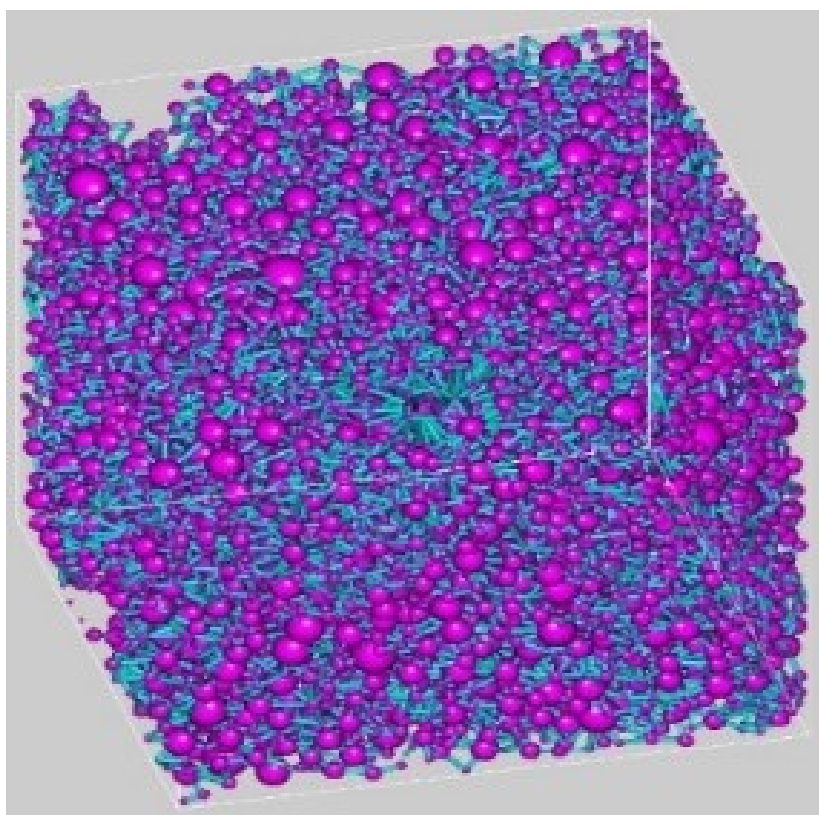
Frequentemente os problemas estudados na ciência requerem simplificações do mundo real, estes complexos por natureza, de modo que a aplicação de algum modelo conceitual matemático possibilite aproximações e ao mesmo tempo entender as leis que regem o problema em questão.

Deste modo acontece com o conceito de rede de poros e ligações, sugerida inicialmente por (Fatt, 1956), na qual a intenção foi modelar o complexo sistema poroso de mídias porosas afim de aplicar a modelos mais simples e de conhecida geometria, mais fáceis para a simulação das propriedades neste meio.

A partir de então, muitos trabalhos são realizados na modelagem do sistema poroso para um sistema simplificado de geometria conhecida, muitos dos quais, diferem basicamente no modo de extração da rede de poros, mas tendo como alvo a representação do poro por esferas e das ligações entre as cavidades por cilindros

(Blunt, 2001). Na Figura 4, podemos observar a representação de uma rede de poros, onde as cavidades são esferas rosas e as conexões, ou ligações entre as maiores cavidades são representadas por cilindros azuis. Os espaços vazios dentro da caixa que representa o volume, são referentes ao sólido que envolve as cavidades do sistema poroso.

Figura 4 – Representação do espaço poroso por esferas e suas conexões por cilindros.



O modelo de extração da rede de poros adotados neste trabalho foi o proposto por Al-kharusi (2007), pelo preenchimento das cavidades, a partir do centro, com a maior esfera que toque as paredes da cavidade. Esta abordagem é conhecida por algoritmo de bolas máximas. Também é adotado algumas alterações propostas pelo trabalho de Dong (2007), as quais permitem realizar a modelagem de redes maiores (com uma grande quantidade de esferas) a um custo computacional razoável.

Com rede de poros extraída, procede-se para a caracterização do espaço, fazendo avaliações da forma, topologia e as simulações de interesse como permeabilidade entre outras.

2.2 Visão Computacional

Nos próximos itens serão abordadas várias técnicas de visão computacional. É comum no meio computacional ao tratar de técnicas que lidam com imagens e processamento associadas ao aprendizado de máquina chamar de visão computacional, porque justamente é este o efeito que se espera ao realizar algum tipo de análise ou conformar imagem por computador, que ele possa analiticamente extrair informação de valia para o entendimento de determinado campo de aplicação. Adiante será abordado desde técnicas de filtragem para esmaecimento de imagens até a segmentação, a qual será aplicada como ferramenta de separação das múltiplas fases esperadas neste trabalho.

2.2.1 Filtragem de Imagens

Imagens digitais frequentemente sofrem degradações durante o processo de aquisição, transformação e processamento. Essa degradação é normalmente chamada de ruído (Pedrini & Schwartz, 2008). A filtragem de imagens normalmente está associada ao passo de pré-processamento de imagens, mas também pode ocorrer em outras etapas de um sistema de processamento digital de imagens. Filtragens consistem na tentativa de minimizar ruído em imagens, mas também podem ser usadas tanto para suavizar como para realçar feições ou mesmo detectar bordas.

Em geral, filtros são aplicados na forma de operações de convolução. Dada uma imagem I , a convolução é um cálculo aplicado a uma matriz, que consiste em calcular o valor do pixel da imagem de saída fazendo uma soma ponderada, conforme equação (17) para $p_i = f(x, y)$, $1 \leq i \leq 9$, combinando um pixel $I(x, y)$ e seus vizinhos.

$$d(x, y) = m_1 * p_1 + m_2 * p_2 + \dots + m_9 * p_9 = \sum_{i=1}^9 m_i * p_i \quad (17)$$

A soma é efetuada utilizando pesos contidos em uma matriz quadrada, conforme a equação (18), de ordem $n+1$ denominada máscara de convolução M (Pedrini & Schwartz, 2008).

$$M = \begin{bmatrix} M_{1,1} & M_{1,2} & M_{1,3} \\ M_{2,1} & M_{2,2} & M_{2,3} \\ M_{3,1} & M_{3,2} & M_{3,3} \end{bmatrix} \quad (18)$$

A equação (19) demonstra o modelo geral para operação de convolução (Schalkoff, 1989), aplicado ao pixel $d(x, y)$. Observa-se a soma nos sentidos cartesianos i, j aplicando-se a matriz de convolução $M(i, j)$ sobre a vizinhança de $I(x, y)$ (Schalkoff, 1989).

$$d(x, y) = \left[\sum_{i=0}^{\frac{n}{2}} \sum_{j=0}^{\frac{n}{2}} M[i, j] * I(x - i, y - j) \right] \quad (19)$$

O resultado de filtros dependerá então da máscara de convolução utilizada. Independente do filtro utilizado, o processo de filtragem consiste em somar os produtos entre os coeficientes da matriz de observação e os valores de intensidade dos pixels na janela em uma posição específica da imagem.

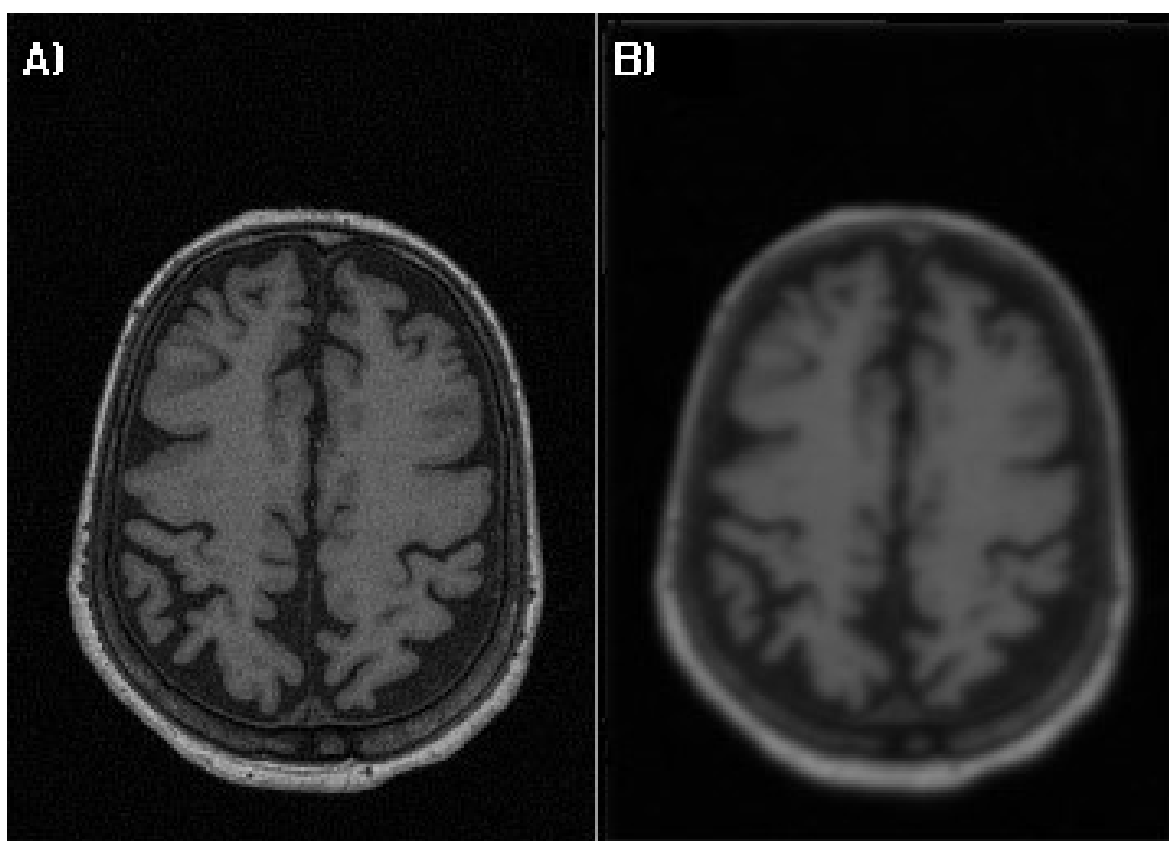
2.2.1.1 Filtros para Suavização e Realce

Filtros para suavização de imagens são amplamente usados em processos de visão computacional. É comum utilizar técnicas para transformar, suavizar ou realçar efeitos, detectar bordas entre outras atividades. Existem diversos tipos de filtros, os mais conhecidos são os filtros passa-baixa, passa-alta, mediana, estatístico e gaussianos.

O filtro conhecido como passa-baixa tem o resultado de suavizar (Pedrini & Schwartz, 2008) a imagem atenuando ou eliminando os componentes de altas-frequências, isto é, o filtro deixa passar as baixas-frequências, ou seja, as baixas-frequências permanecem inalteradas. O mesmo tende a minimizar ruídos e apresenta o efeito de esmaecimento da imagem (Rabelo, 2002), como pode ser visualizado na

figura 5, devido à atenuação de altas frequências que correspondem às transições abruptas.

Figura 5 – Imagem de ressonância magnética submetida ao filtro passa-baixa. A) Imagem original, B) Após filtragem.



Os filtros passa-alta realçam detalhes, atenuam ou eliminam as componentes de baixa-frequência. Esses componentes são responsáveis por características que variam lentamente, tais como contraste total e intensidade média, o que produz um realce das bordas da imagem (Rabelo, 2002). Ou seja, as transições entre regiões diferentes tornam-se mais nítidas, entretanto acabam por ampliar o sinal de ruído que possa existir na imagem (Pedrini & Schwartz, 2008).

Filtros gaussianos possuem coeficientes para máscara gerados a partir de uma função gaussiana. A equação (20) define uma função gaussiana discreta com média zero e desvio padrão σ (Pedrini & Schwartz, 2008).

$$G(x, y) = \frac{1}{2\pi^2} e^{\left(\frac{-(x^2 + y^2)}{2\sigma^2}\right)} \quad (20)$$

Filtros gaussianos são filtros utilizados para suavização de imagens, e (Pedrini & Schwartz, 2008) define uma série de características que tornam o uso de filtros gaussianos interessantes:

- i) A resposta do filtro é isotrópica, ou seja, igual em todas as direções.
- ii) A resposta do filtro é uma média ponderada dos vizinhos do pixel.
- iii) A largura do filtro, ou o grau de suavização está relacionado ao parâmetro σ .
- iv) Funções gaussianas são separáveis, o que significa que a convolução pode ser aplicada em uma direção por uma máscara e outra máscara pode computar o resultado em outra direção, ao mesmo tempo.

Filtros gaussianos são importantes também por formarem a base da filtragem também em processos de difusão anisotrópica, discutidos adiante.

2.2.1.2 Filtro de Difusão Anisotrópica

As bases sobre a teoria envolvida no desenvolvimento de filtro de difusão não linear anisotrópico estão intimamente envolvidas com o conceito matemático de equações que descrevem fenômenos físicos, mais especificamente termos de sistemas de equações diferenciais parciais (PDE - Partial Differential Equations). O avanço tecnológico atual permite a utilização em áreas antes proibitivas, como o processamento digital de imagens, e conseqüentemente vários sistemas são desenvolvidos e fundamentados nas bases teóricas de PDEs para processamento de imagens.

Os principais estudos nesta área são para o uso em técnicas de smoothing¹, restauração de imagens e detecção de bordas (B.M. ter Haar Romeny (Ed), 1994). Filtro de difusão encontra-se em uma classe de sistemas PDE conhecidos como parabólicas, e correspondem ao axioma natural do processo de difusão, visando à

¹ Smoothing, trata-se da operação de suavização ou esmaecimento.

representação de fenômenos físicos de propagação e transporte de massa, como por exemplo, a dinâmica dos gases e fluídos (Weickert, 1998).

O problema é que estes filtros operam no espaço escalar utilizado para a análise de imagens e sinais em multi-escala. Técnicas de espaço escalares trabalham de modo linear resultando em imagens com resolução grosseiras fazendo uma convolução gaussiana da imagem inicial (Weickert, 1998).

Para superar esta dificuldade é que modificações destes sistemas PDE são sugeridas por Perona e Malik em 1987 (Weickert, 2001). Estas apresentam o conceito de filtro de difusão não-linear, das quais tornam uma suavização, por exemplo, em filtro adaptativo dependente de propriedades locais da imagem. Perona e Malik aplicaram um processo não-linear (por definição anisotrópico) que reduz o coeficiente de difusão até que esses locais estejam “encapsulados” por uma borda (Weickert, 1998). O filtro é dado pela equação (21) (Weickert, 2001) e assegura que as bordas “grossas” fiquem menos borradas pelo filtro de difusão.

$$g(s^2) = \frac{1}{1 + s^2/\lambda^2} \quad (21)$$

para $\lambda > 0$ (lambda)

Foi discretizado espaço-temporalmente a equação de difusão anisotrópica como na equação (22), onde $I(s, t)$ é a imagem discretizada espacial e temporalmente, s denota a posição do pixel numa grade discreta bidimensional; t é o passo de tempo discreto ($t \geq 0$); λ é a constante que determina a velocidade de difusão; $|\eta_s|$ representa o conjunto de vizinhos espaciais de um pixel s , $\nabla I_{s,p}(t)$ indica a magnitude do gradiente da imagem I no ponto s na direção (s, p) na iteração t onde $\nabla I_{s,p}(t) = I(p, t) - I(s, t)$, para todo ponto em η_s (Weickert, 2001).

$$I(s, t + 1) = I(s, t) + \frac{\lambda}{|\eta_s|} \sum_{p \in \eta_s} g(|\nabla I_{s,p}(t)|) \nabla I_{s,p}(t) \quad (22)$$

Na formulação da difusão anisotrópica de Perona-Malik, existe uma função chamada parada-na-aresta (edge stopping function) g , que controla a intensidade da

difusão de acordo com o gradiente do ponto que deve sofrer difusão. Esta função possui um parâmetro de escala λ que, em conjunto com o gradiente, indica se a difusão deve ser forte ou fraca. Duas funções são sugeridas conforme equações (23) e (24) (Weickert, 1998):

$$g(x) = \frac{1}{1 + \frac{x^2}{2\sigma^2}} \quad (23)$$

$$g(x) = e^{-\left[\frac{x^2}{2\sigma^2}\right]} \quad (24)$$

Segundo Weickert (Weickert, 1998) esta técnica pode ser estendida para um verdadeiro processo de anisotropia com a utilização de tensores de difusão adaptativos. A equação (25) (BROX, 2006) descreve o processo de difusão anisotrópica, segundo Weickert, 1998. É uma operação de convolução aplicada com uma máscara adaptativa D , onde basicamente para uma imagem $I(x, y)$ com M canais, o sinal é inicializado com $u(x, y, 0) = I(x, y)$, tendo $i = 1 \dots M$ para cada canal independente (Brox, 2006).

$$\partial_t u_i = \text{div} \left(D \left(\sum_{k=1}^M \nabla u_k \nabla u_k^T \right) \nabla u_i \right) \quad (25)$$

Sendo assim, quando D é uma matriz identidade, temos uma difusão homogênea. Sendo D uma matriz identidade com um fator de escala, temos difusão isotrópica, e finalmente sendo D uma matriz arbitrária simétrica positiva, definida para cada local da imagem, temos uma difusão anisotrópica (BROX, 2006).

A formulação de difusão anisotrópica proposta por Weickert é semelhante aos modelos difusos de Perona e Malik, onde uma solução discretizada é encontrada por um procedimento iterativo. A forma discreta de um filtro anisotrópico é dada pelo modelo discreto (Weickert, 1998) pela equação (26) (Weickert, 2001):

$$u_{i,j}^{k+1} = u_{i,j}^k + \tau \sum_{(m,n) \in N(i,j)} g_{m,n}^k \frac{u_{m,n}^k - u_{i,j}^k}{|(m,n) - (i,j)|^2} \quad (26)$$

Na equação decomposta acima o índice superior k denota a solução no tempo $k\tau$ com τ posicionando o tempo de parada; o conjunto $N(i,j)$ contém a vizinhança do pixel (i,j) ; e a expressão $|(m,n) - (i,j)|$ indica a distância linear entre os pixels (i,j) e (m,n) . O termo $g_{m,n}^k$ aproxima o coeficiente de difusão ao local $((i+m)/2, (j+n)/2)$ no tempo $k\tau$. Isto representa a taxa de difusão pertencente à conexão entre o gradiente (i,j) e (m,n) , onde a magnitude do gradiente g pode ser estimado de um dado discreto usando uma máscara.

Em seus trabalhos Weickert considera o modelo de Perona e Malik como isotrópico, desde que utilizado um valor escalar difuso e não um tensor de difusão. Nestes termos o experimento de Perona e Malik é imprevisível com as bordas ficando estáveis somente após um alto número de iterações. Entretanto a detecção de bordas utilizando este processo ultrapassa os resultados de um detector de borda, mesmo sem a utilização de máximos coeficientes, isto porque a difusão e a detecção de bordas interativa estão embutidas como um único processo simples em vez de processos independentes. O interior de um segmento sempre é mantido, enquanto que as bordas da difusão são inibidas.

2.2.1.3 Filtro de Gabor

O trabalho original de Gabor define uma metodologia para detecção de texturas, mas de maneira genérica. Por esta razão, diversos métodos ou interpretações do assunto são comuns de serem encontrados.

Para este trabalho é adotado uma classe de filtros 2D de gabor, envelopados dentro de um kernel gaussiano conforme é colocado por (Fogel. I. & Sagi D., 1989), ou seja, nesta classe de filtros de textura os termos são descritos como planos de ondas senoidais de um domínio de frequência e orientação dentro de uma função gaussiana 2D como envelope.

O filtro 2D de gabor aplicado é baseado no método de (Okajima, 2004), o qual adiciona funções de gabor em 2 componentes separados $w(x, y, \sigma_w, \sigma_h, \psi)$ e $c(x, y, f, \phi, \theta)$, um que diz respeito a própria função de onda e a outra que diz a janela ou kernel. (Hunter, D. W. & Hibbard, P. B., 2015) determina este filtro da seguinte maneira:

$$\begin{aligned} g(x, y, \theta, f, \phi, \sigma_w, \sigma_h, \psi) &= w(x, y, \sigma_w, \sigma_h, \psi)c(x, y, f, \phi, \theta) \\ &= \exp\left(-\frac{x'^2}{\sigma_w^2} - \frac{y'^2}{\sigma_h^2}\right) \cos(2\pi x' f + \phi) \end{aligned} \quad (27)$$

A função de onda w descreve o padrão de cosseno com a frequência f e a fase ϕ , este padrão, esta rotacionado pelo ângulo θ . Já para a função de janelamento (kernel), esta restringe o alcance da função de onda em uma janela gaussiana com largura σ_w e altura σ_w , esta janela c é rotacionada independentemente da função w por ψ (Hunter, D. W. & Hibbard, P. B., 2015).

2.2.2 Aspectos Gerais da Segmentação de imagens

A segmentação de imagens é um procedimento essencial no processamento digital de imagens e visão computacional, da qual resulta em entidades individualmente distinguíveis ou regiões com propriedades significativas o que torna a quantidade de informação resultante muito menor e mais simples de ser interpretada, inclusive computacionalmente (Stockman & Shapiro, 2001). A segmentação permite a análise de imagem e objetos desde a classificação, quantificação, descrição e comparação.

Para (Gonzalez & Woods, 2000), a segmentação é a etapa do processamento digital de imagens que consiste na subdivisão da imagem de entrada em regiões constituintes ou objetos. Um segmento então pode ser definido como um conjunto de pixels, com características comuns dadas alguma(s) regra(s) e de vizinhança agrupada, formados a partir de regiões homogêneas na imagem, e cercado por regiões não homogêneas. Por esta abordagem, independentemente da estratégia utilizada para se converter uma imagem em segmentos, os critérios mais relevantes nesse processo são fundamentados na homogeneidade e continuidade do sinal. Um

sinal homogêneo é aquele onde as características em comum são compartilhadas por toda a vizinhança (cor e intensidade, textura, geometria), enquanto que a continuidade em si é a presença da característica de ser homogêneo ao longo de um domínio qualquer.

No meio computacional, o nível de detecção de objetos ou segmentação dependerá do problema que está sendo solucionado, ou seja, em determinados sistemas não é necessária uma grande quantidade de objetos para a análise, apenas as regiões de maior interesse. Mas dependendo do critério utilizado para a junção destas áreas similares, a quantidade de segmentos será muito grande, prejudicando o isolamento de determinados objetos como um todo. Para isso, quando se utilizam métodos de segmentação de imagens, espera-se que os objetos possuam superfícies similares, principalmente no caráter da homogeneidade, onde as regiões correspondam a áreas de contraste ou pequenas variações de intensidade.

Existem diversos métodos para realizar a segmentação de imagens; os principais métodos são baseados em segmentação por limiarização (*threshold*), segmentação por bordas e segmentação por crescimento de regiões. Porém os métodos de segmentação podem ser complementares e um apresentará resultados diferenciados do outro, e dependendo da aplicação onde serão utilizados, vários destes podem ser combinados melhorando a qualidade final das imagens resultantes. A essas combinações dá-se o nome de técnicas híbridas (Comunello, 1999).

A seguir serão tratados alguns aspectos sobre a segmentação nas próximas etapas, com vistas a descrever basicamente as métricas que possibilitam quantificar a similaridade entre entidades estão presentes nas imagens das quais são fundamentais à segmentação de imagens.

2.2.2.1 Funções de discriminação

Uma função de discriminação tem por finalidade determinar o critério para avaliar o quanto dois conjuntos de informação são semelhantes ou similares. Em segmentação de imagens a discriminação entre entidades é o que rege o

procedimento de agrupamento de regiões sendo diretamente intrínseco do modelo de segmentação em questão.

A capacidade de identificar qual métrica a ser utilizada no design dos procedimentos de segmentação acaba por definir o sucesso ou a falha de um sistema de visão computacional (Wu et.al., 2005). Uma função de similaridade deve ser pensada considerando critérios que permitam avaliar a qualidade de aproximação dos segmentos ou regiões em termos de intensidade ou outra medida que descreve a regra de união ou dissociação. De uma maneira geral, uma boa função de similaridade deve levar em consideração as características importantes para tratar o problema de modo a discriminar as características irrelevantes ao contexto da aplicação e ao mesmo tempo qualificar bem quais são relevantes (Xiang et.al., 2008).

Os dados que definem uma porção da imagem digital podem ser apresentados por uma série de atributos diferentes ou características, e o modo de avaliar a simetria de certos conjuntos de informações levando em consideração todos estes fatores podem ser entendidos como um problema de ordem dimensional.

Sendo assim, a norma vetorial é uma das formas mais básicas de se computar a similaridade entre duas entidades, por exemplo, u e g , por meio de um erro quadrático no plano euclidiano $\|u - g\|$.

Considerando que as componentes vetoriais ou conjunto de características de cada entidade tenham a mesma relevância e o mesmo número de dimensões, nem sempre a norma vetorial pode ser satisfeita no plano euclidiano de modo a refletir adequadamente a noção de distância no espaço, especificamente quando dimensão $m > 3$ (Grudic & Mulligan, 2006) (Xiang et.al., 2008). Por outro lado, ao adicionar novas dimensões para mitigar a diferenciação das entidades o problema pode passar a ser de dados de alta dimensionalidade, cujo custo computacional, em alguns casos torna-se proibitivo. Para tratar do problema de alta dimensionalidade pode-se aplicar técnicas para que somente as características relevantes sejam levadas em consideração como por exemplo Principal Component Analysis (PCA) e Linear Discriminant Analysis (LDA), ocasionando a redução de dimensionalidade.

Para o caso em que regiões são entidades compostas por um conjunto de coordenadas de tamanho n , comumente estas são simplificadas pelo valor de referência médio da distribuição. Entretanto outras informações da distribuição podem

ser utilizadas para melhorar a qualidade do critério de discriminação utilizada para separação/união de duas entidades em análise.

2.2.2.1.1 Distâncias entre coordenadas vetoriais

Durante a segmentação de uma imagem, geralmente utiliza-se as informações de cor na forma vetorial, e esta é a forma mais simples de computação de similaridade entre regiões, a qual pode ser analiticamente testada através da aplicação do teorema de Pitágoras. Em um espaço euclidiano a distância ou similaridade entre duas coordenadas $u(u_1, u_2, \dots, u_m)$ e $g(g_1, g_2, \dots, g_m)$ m -dimensionais podem ser computadas por meio das seguintes normas elementares:

- i) $|u - g| = \sum_{i=1}^m |u_i - g_i|$, L^1 -norm ou distância de Manhattan, uma vez que utilizando somente valores absolutos a distância é quantificada unitariamente para cada coordenada em 4 conexos (não-diagonais);
- ii) $|u - g| = (\sum_{i=1}^m |u_i - g_i|^2)^{1/2}$, L^2 -norm, norma vetorial ou distância Euclidiana propriamente dita, a menor distância entre 2 pontos arbitrários quaisquer a partir da representação de uma linha reta;
- iii) $(\sum_{i=1}^m |u_i - g_i|^2 / \sigma_i^2)^{1/2}$, distância euclidiana escalada em relação a uma componente vetorial σ_i ;
- iv) $(\sum_{i=1}^m |u_i - g_i|^p)^{1/p}$, p -norm, similar à norma vetorial, onde p geralmente é determinado pela dimensionalidade m ;

2.2.2.1.2 Distâncias entre distribuições multivariadas

Existem alternativas para a representação onde uma população n de coordenadas vetoriais assume os papéis de u ou g , nas quais pode-se por exemplo, a título de quantificação adotar a média da distribuição de u e ainda manter o uso das métricas descritas anteriormente. Estas técnicas partem para uma análise estatística para a utilização de modelos de covariância com o intuito de ponderar o espaço

euclidiano na forma de em uma topologia, assim como pode ser observado pela distância estatística ou de mahalanobis (Duda & Stork, 2001).

A distância de mahalanobis é uma métrica de distância baseada na correlação estatística entre componentes vetoriais. É baseada na covariância de um dado conjunto de entrada, e entre as propriedades que apresentada é invariante à escala e tamanho da população n . Para duas coordenadas vetoriais arbitrárias u e g , e uma população de coordenadas vetoriais C com mesma dimensionalidade que u e g , a distância de mahalanobis (MD) pode ser dada por (Grudic & Mulligan, 2006):

$$d_M(u, g) = ((u - g)^T A^{-1} (u - g))^{1/2} \quad (28)$$

onde A^{-1} é a inversa da matriz de covariância obtida de C .

Uma propriedade interessante da distância de mahalanobis é que se A é uma matriz identidade, a distância de Mahalanobis reduz-se à norma L^2 (Grudic & Mulligan, 2006). Mas a principal característica dessa métrica é o fato de apresentar uma topologia elíptica a qual circunda o centro de C . Uma análise matemática possibilita demonstrar que o produto vetorial entre os vetores medianos u e g são levados em consideração, ponderado pela matriz C^{-1} que age modificando as componentes do espaço euclidiano. A representação que se obtém é a de um espaço elíptico como apresentado na Figura 6 em relação a um ponto de referência, mas a distância de mahalanobis pode ser traduzida em um sistema próprio (eigensystem) de autovalores e autovetores. Autovalores representam a forma da elipse (2D) ou elipsoide (3D), sendo os raios desta, decompondo-a perpendicularmente (λ). Autovetores dizem respeito à orientação desta forma geométrica no espaço (e).

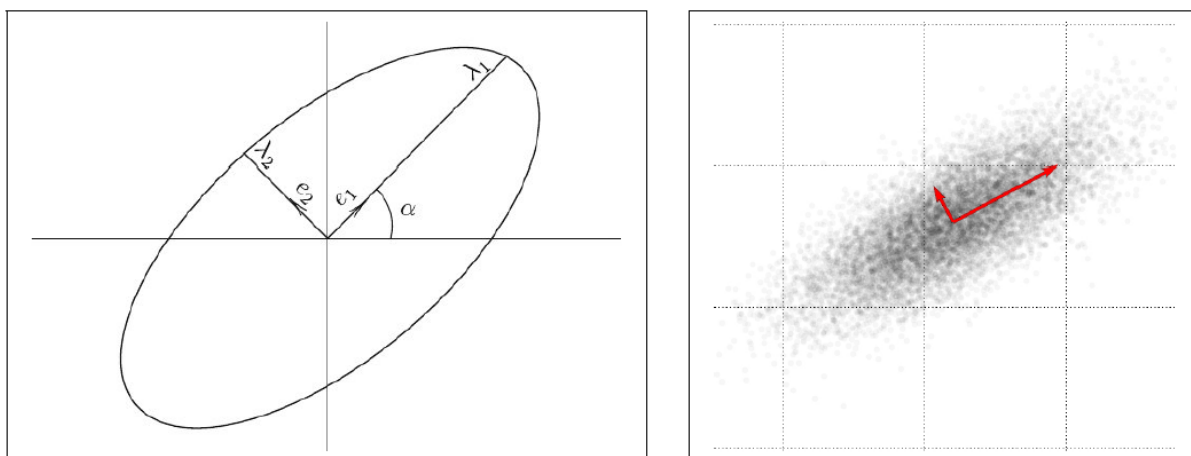
Grudic & Mulligan (2006) aponta que o custo computacional pode ser alto quando d é um grande conjunto, porque A é a uma matrix de d por d . Para sobrepor este problema ele sugere uma nova abordagem como segue:

$$d_{M_{\sigma^2}}(u, g) = \left((N - 1) \left(\frac{1}{\sigma^2} \|u - g\|^2 + \sum_{k=1}^K \left(\frac{-w_k}{\sigma^2(w_k + \sigma^2)} \|U_k^T(u - g)\|^2 \right) \right) \right)^{1/2} \quad (29)$$

onde K é o número de colunas de U , associados com valores únicos não negativos w_k com k sendo a dimensão das colunas da matriz U (w é calculado como

W sendo a matriz de covariância de U mas invertível pela adição de σ^2 na diagonal principal) (Grudic & Mulligan, 2006).

Figura 6 – Em (a), elipse representando um tensor e (b) representação de uma distribuição multivariada



Fonte: Adaptado de (Rittner et.al., 2010).

A equação 29 é o mais eficiente em termos de memória e processamento por delimitar a computação de somente K colunas e não de $d * d$. Será também usada para a entrada do polinomial mahalanobis adiante.

2.2.2.2 Distância Polinomial de Mahalanobis

A distância de mahalanobis é uma métrica que pode ser empregada para medir a similaridade entre vetores (distribuições) e assim avaliar propriedades não isotrópicas de um espaço dimensional de características. Com base na equação 29, G. Grudic & J. Mulligan (2006) propõe uma nova abordagem que permite usar mais informações para compor um espaço métrico mais rico e capaz de contornar a separação entre características de maneira não linear.

O polinomial mahalanobis apresenta-se como:

$$d_{PM}(x_i, x_j) = d_{M_{\sigma^2}}(x_i, x_j) + \sum_{l=1}^L d_{M_{\sigma^2}}(g_l^i, g_l^j) \quad (30)$$

onde $L > 1$ é um parâmetro da ordem (q) do polinômio em que $q = 2^L$. g_l^i e g_l^j são projeções de segunda ordem no espaço polinomial dados por:

$$\begin{aligned} g_1^i &= (a_1, \dots, a_K, a_k^2, a_1 a_2, a_1 a_3 \dots) \\ g_1^j &= (b_1, \dots, b_K, b_k^2, b_1 b_2, b_1 b_3 \dots) \end{aligned} \quad (31)$$

mais uma vez K sendo a dimensão dos vetores.

Desta forma é possível obter as topologias não lineares pelo mapeamento direto dos vetores g_l^i e g_l^j em todos os seus termos polinomiais de ordem q ou menor. A título de demonstração do mapeamento, por exemplo, um vetor bidimensional x , sob uma ótica projetiva é também a primeira ordem polinomial (1st-ordem) em uma sequência de q -orders sendo:

$$x_{o1} = \{x_1, x_2\}. \quad (32)$$

O mapeamento deste vetor bidimensional em termos polinomiais de $2nd$ -ordem pode ser realizado através de $x_{o2} = (x_{o1} \cup x_{o1}^2 \cup C_s^n(x_{o1}))$, de modo que C_s^n é uma combinação linear dos elementos de x_{o1} , resultando em:

$$x_{o2} = (x_1, x_2, x_1^2, x_2^2, x_1 x_2) \quad (33)$$

Prosseguindo o mapeamento em $3rd$ -ordem, novamente utilizando $x_{o2} = (x_{o2} \cup x_{o2}^2 \cup C_s^n(x_{o2}))$, o número de termos começa a incrementar consideravelmente e o vetor de características para resolução do problema sai de $N= 5$ para 20 dimensões:

$$x_{o3} = \begin{pmatrix} x_1, & x_2, & x_1^2, & x_2^2, & x_1x_2, & \dots \\ x_1^2, & x_2^2, & x_1^4, & x_2^4, & x_1^2x_2^2, & \dots \\ & x_1x_2, & x_1^3, & x_1x_2^2, & x_1^2x_2, & \dots \\ & & x_2x_1^2, & x_2^3, & x_1x_2^2, & \dots \\ & & & x_1^2x_2^2, & x_1^3x_2, & \dots \\ & & & & x_1x_2^3, & \dots \end{pmatrix} \quad (34)$$

Um mapeamento de x_{o3} para x_{o4} teria um total de 230 dimensões sem a omissão dos termos repetidos. Da mesma forma, procedimento similar é aplicado na matriz de covariância, onde a dimensionalidade deve ser a mesma de x em uma determinada ordem polinomial.

Por esta razão o parâmetro L inserido na equação 30 delimita o número de ordens a ser computadas e não $K * K$, ou seja, a dimensão dos vetores de características. Neste caso $L = 1$ determina as topologias elípticas de mahalanobis obtendo (*1st-order*); para $L = 2$ a *2nd-order*; $L = 3$ são obtidas as topologias de *4th-order*; $L = 4$ a *8th-order*, e assim sucessivamente.

2.2.2.3 Método de Threshold de Otsu

Dos métodos de segmentação que sugerem soluções para segmentação global de imagem, ou seja, todos pixels classificados binariamente (Morse, 2000), o método de OTSU (1979) é um bem conhecido e revela simplicidade para estimação de parâmetro global de threshold.

Trata-se de um método que detecta a variação entre classes de um histograma, priorizando como valor de divisão por histograma o valor cuja divisão minimiza a variabilidade local entre duas classes (Morse, 2000).

Para computar o threshold T pela construção do histograma dos níveis de cinza da imagem. Primeiro define-se $L = [1, 2, \dots, L]$ como níveis de cinza da imagem, o conjunto de pixels com o mesmo nível de cinza i dado por n_i e o total de pixels de níveis $N = [n_1 + n_2 + \dots + n_L]$ da seguinte maneira (N. OTSU, 1979):

$$p_i = \frac{n_i}{N}, \quad n_i \geq 0, \quad \sum_{i=1}^L p_i = 1 \quad (35)$$

A detecção da variabilidade interna entre duas classes pode ser calculada com uma divisão em um certo ponto de threshold T , no qual (Morse, 2000) resume da seguinte forma:

$$\sigma_{Within}^2(T) = \sum_{i=0}^{T-1} p(i) \sigma_B^2(T) + \sum_{i=T}^{N-1} p(i) \sigma_O^2(T) \quad (36)$$

onde $\sigma_B^2(T)$ trata-se da variância dos pixels em uma classe, $\sigma_O^2(T)$ a variância da outra classe e o alcance das variações acontece de 0 a $N - 1$.

3 MATERIAL E MÉTODOS

O estudo realizado para caracterizar a morfologia do espaço poroso com distribuição bimodal e simular a permeabilidade intrínseca envolveu diversos procedimentos de análise de imagens e a composição das duas escalas espaciais. Neste capítulo, os passos dos procedimentos são apresentados, mostrando-se, quando relevante, as alterações realizadas nos algoritmos da literatura bem como os parâmetros especiais necessários à extração de dados.

3.1 Descrição da Cerâmica Porosa

Os estudos conduzidos no presente trabalho foram aplicados em uma cerâmica porosa desenvolvida e produzida no trabalho de Calado (2017). As amostras cerâmicas foram confeccionadas através da emulsificação de óleo de girassol em suspensões aquosas de alumina utilizando gelatina bloom 90 como agente gelificante, dodecil sulfato de sódio como surfactante e amido nativo de mandioca como agentes gelificante e porogênico. Trabalhando com duas temperaturas distintas de sinterização e com objetivo de analisar o impacto microestrutural e de propriedades, Calado (2017) realizou um criterioso planejamento experimental considerando quatro fatores: a concentração de sólidos, a razão óleo/água, a concentração de gelatina e a concentração de amido. Calado (2017), realizou uma análise do comportamento reológico bem como a caracterização microestrutural e a resistência à compressão mecânica. Do espectro de amostras produzidas com variação dos fatores citados, as imagens de duas amostras, chamadas de E11 e de S11, são as utilizadas neste trabalho com objetivo de demonstrar a aplicabilidade dos métodos desenvolvidos: o pipeline de processamento de imagens e a caracterização de sistemas porosos bimodais incluindo a simulação numérica da permeabilidade intrínseca.

3.1.1 Aquisição de Imagem de Microtomografia de raio-X

O equipamento de micro-tomografia computadorizada de raios X (μ CT) modelo Zeiss Versa XRM-500, instalado no Laboratório de Meios Porosos e

Propriedades Termofísicas da Universidade Federal de Santa Catarina (LMPT/UFSC) foi usado para a aquisição de imagens das amostras cerâmicas. Como existe um compromisso entre a resolução espacial (tamanho do voxel) e o tamanho da amostra, para que se tenha imagens com melhor resolução há a necessidade de amostras menores. Contudo, deve ser lembrado que para a caracterização do sistema poroso devem-se ter volumes que sejam estatisticamente representativos. Assim, para a cerâmica em análise neste trabalho, uma única imagem de aquisição de tomografia não é capaz de descrever toda a distribuição de tamanho dos poros de forma representativa. Para contornar este problema, um volume original e um sub-volume da amostra de cerâmica foram tomografados sob resoluções espaciais apropriadas, permitindo que cada um deles descreva uma certa faixa de tamanhos de poros. A imagem com os maiores poros, a chamada imagem da escala macro, de resolução mais pobre, foi adquirida com tamanho do voxel igual a $6.8 \mu\text{m}$ enquanto que a imagem da microescala, descrevendo os poros menores foi adquirida com tamanho de voxel igual a $1.2 \mu\text{m}$.

3.1.2 Macro escala

Nas Figuras 7 e 8 têm-se as imagens 3D da macro escala das amostras de cerâmicas E11 e S11, respectivamente, que serão utilizadas para o processamento e caracterização microestrutural. Os parâmetros utilizados na fabricação das amostras E11 e S11 foram (Calado, 2017):

- a) Amostra E11: cerâmica de Al_2O_3 sinterizada a $1550^\circ\text{C}/2\text{h}$ obtida com as condições: 45 vol% sólidos, razão óleo:água (1,5:1), 2% gelatina e 2% amido.
- b) Amostra S11: cerâmica de Al_2O_3 sinterizada a $1400^\circ\text{C}/2\text{h}$ obtida com as condições: 45 vol% sólidos, razão óleo:água (1,5:1), 2% gelatina e 2% amido.

Nas imagens da macro escala, para ambas as amostras E11 e S11, podem ser observados, em cor escura (tendendo ao preto) grandes poros, cavidades aproximadamente esféricas que são resultado do escape de gases no processo de

fabricação das cerâmicas. Observam-se também, em cor clara (tendendo ao branco), aglomerados de alumina, formando regiões sólidas. Estas duas regiões, de grandes poros e aglomerados de alumina, são bem definidas na resolução espacial utilizada. Uma terceira região aparece na imagem, em cor cinza, e que nesta resolução, não nos permite a definição, a identificação de fases da cerâmica. Os eventuais poros e sólidos presentes na região cinza são menores que a resolução utilizada e, portanto, necessitam-se de imagens em uma melhor resolução espacial (menor tamanho de voxel). Isto será feito retirando-se, fisicamente, um sub-volume deste volume original procurando-se que a maior parte deste sub-volume seja formado pela região cinza, quer dizer, evitando-se os grandes aglomerados de alumina e os grandes poros. Outra questão importante é que assume-se homogeneidade espacial da região cinza na macro escala de tal forma que basta a retirada de um sub-volume que seja estatisticamente representativo na micro escala, que será obtida em melhor resolução espacial.

Figura 7 – Uma seção 2D da imagem adquirida da amostra E11 com resolução espacial de 6,8 μm representando a macro escala. A amostra utilizada é aproximadamente cilíndrica com diâmetro de 6mm e altura de 10mm.

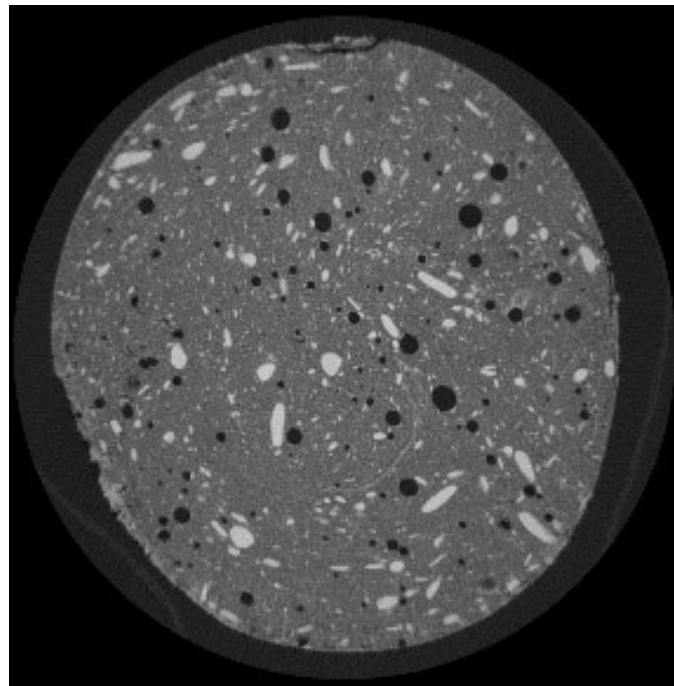
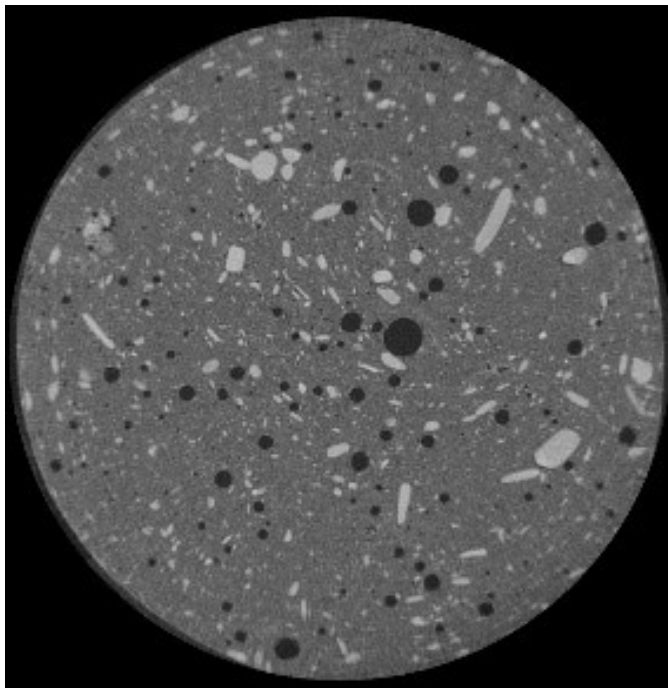


Figura 8 – Uma seção 2D da imagem adquirida da amostra S11 com resolução espacial de $6,8 \mu\text{m}$ representando a macro escala. A amostra utilizada é aproximadamente cilíndrica com diâmetro de 6mm e altura de 10mm .



3.1.3 Microescala

As imagens 3D das cerâmicas foram obtidas em amostras aproximadamente cilíndricas de diâmetro igual a 1mm e altura igual a 3mm (retiradas das amostras usadas para a obtenção das imagens da macro escala). Nas Figuras 9 e 10 são mostradas seções 2D das imagens μCT obtidas para as amostras E11 e S11, respectivamente. A resolução espacial destas imagens da escala micro é igual a $1.2 \mu\text{m}$.

Em ambas as imagens, de E11 e S11, agora podem ser observados os poros e os sólidos (alumina) com definição suficiente para o seu processamento e análise nas imagens. Observe a presença de grandes poros e dos maiores aglomerados de alumina que já aparecem (de um ponto de vista estatístico) nas imagens da macroescala. Deve também ser observado que poros e sólidos menores que $1.2 \mu\text{m}$ não serão tratados no presente trabalho, por ser o limite da resolução alcançada para produzir este volume 3D.

Figura 9 – Uma seção 2D da imagem adquirida da amostra E11 com resolução espacial de 1.2 μm representando a escala micro.

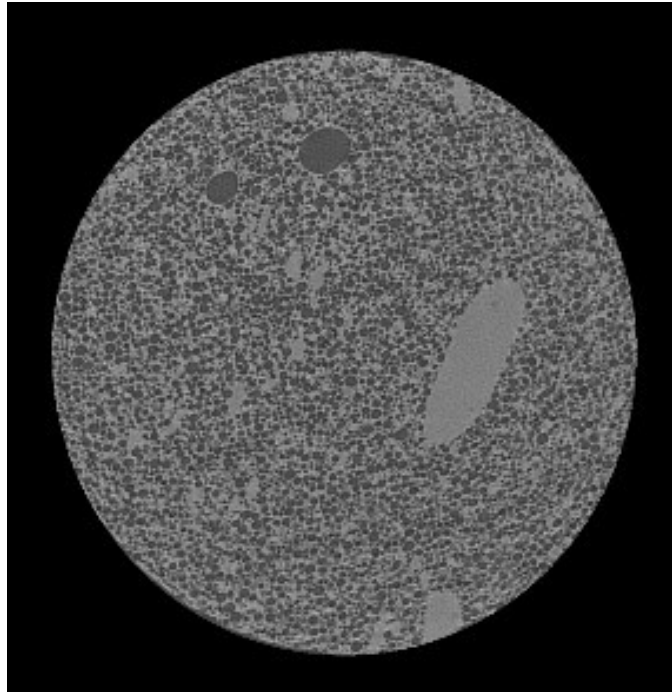
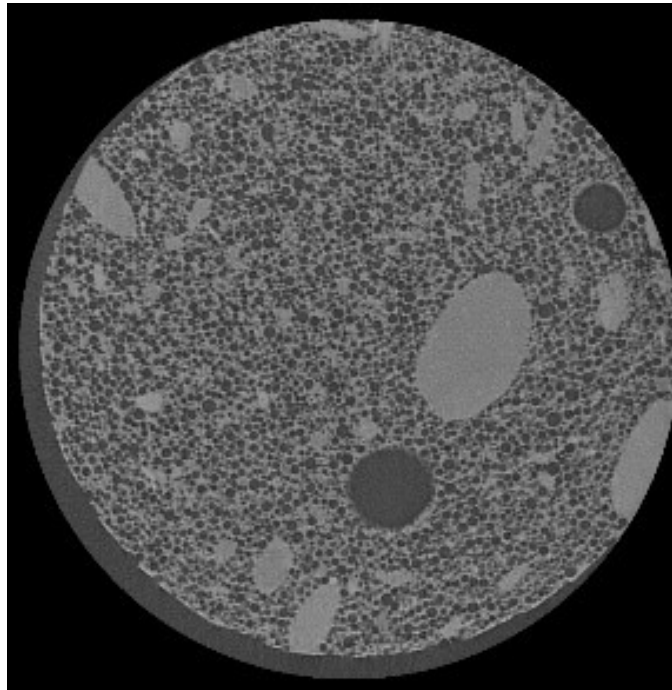


Figura 10 – Uma seção 2D da imagem adquirida da amostra S11 com resolução espacial de 1.2 μm representando a escala micro.



3.2 Software Imago3D

O Imago3D é um software que vem sendo desenvolvido no âmbito da cooperação entre vários pesquisadores de universidades como a Universidade do Vale do Itajaí (UNIVALI/Computação Aplicada) e do Laboratório de Meios Porosos e Propriedades Termofísicas (LMPT) da Universidade Federal de Santa Catarina (UFSC) com o centro de pesquisa da Petrobras (CENPES).

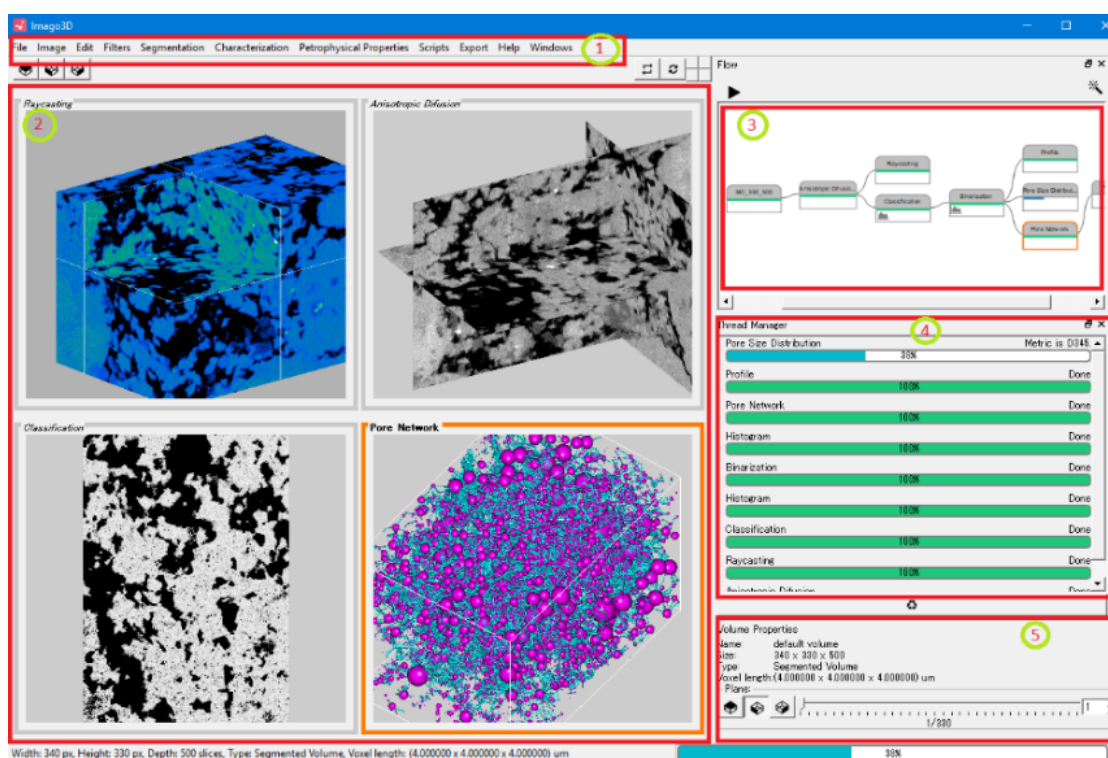
É uma plataforma desenvolvida para o estudo de rocha digital e a aplicação de técnicas avançadas de processamento e visualização de imagens de microtomografia de raios-X. Por esta razão, possui uma série de ferramentas que vão desde a segmentação multifásica, quantificação de parâmetros associados à morfologia e à conectividade do sistema poroso, cálculo da permeabilidade absoluta, fator de formação e curvas de pressão capilar, entre outras.

A grande maioria destas ferramentas vem sendo aplicadas aos sistemas porosos mono-escala, ou seja, descritos com apenas uma escala espacial. Porém, nos últimos anos várias novidades vêm sendo implementadas a partir das pesquisas realizadas pela cooperação anteriormente descrita, com o intuito de aplicar, compreender e quantificar técnicas nos sistemas porosos multi-escalares.

Outra característica do sistema é permitir a processar grandes volumes 3D, em paralelo, sendo várias das ferramentas implementadas com técnicas de processamento de alto desempenho e processamento em GPU (processador gráfico da placa de vídeo).

A seguir, na Figura 11, podemos ver uma captura da interface do Imago3D, onde nas seleções de retângulos vermelhos foram numeradas algumas das principais partes desta interface, sendo que é apresentado as 5 principais áreas para operação do software.

Figura 11 – Captura de tela do Imago3D apresentando 5 áreas utilizadas para controle dos processos e dados sendo operados pelo sistema.



Partindo destas áreas pode-se explorar os recursos de maneira a atender a análise dos dados fazendo as seguintes operações:

- Adicionar componentes a partir do menu da área 1 colocando-os na área 3, estes menus estão estruturados de maneira a aplicar 1 ou vários algoritmos na imagem a partir do dado bruto, filtragem, segmentação e caracterização. Também a partir do menu se permite abrir imagens de diversos formatos, como TIFF (16bits), Dicom, Raw, pastas de imagens inteiras, e imagens podem ser importadas de formatos comuns como PNG, BMP e JPEG. Também pode ser salvo “projetos do Imago3d” como uma forma de recuperar um pipeline que está representado na área 3 e seus componentes com suas configurações e dados já processados.
- Visualizar (na área 2) em até 4 views (áreas de visualização) volumes que estão processados ou sendo entradas para outros processos. Também

pode ser visitada certas partes do volume pela navegação realizada a partir da área 5. Também permite a visualização, a partir de técnicas modernas de raycasting, dos dados internos com translucidez da informação que não está em evidência. A representação da rede de poros por esferas e cilindros também é permitida ser visualizada em alguma dessas views.

- c) Montar um pipeline pela adição, remoção e configuração de componentes na área 3. O pipeline pode ficar bastante complexo com uma combinação de muitos componentes. Também é possível observar pelas informações de cores a execução dos componentes, se existe a presença de histograma para um dado componente, conectar componentes como entrada de outros, que podem ser adicionados pelo menu ou pelo click do botão direito do mouse sobre esta área (3) em um componente, inclusive dado o tipo do processo do componente é exibido somente o que pode ser executado neste componente, por exemplo, em um volume raw (dados sem tratamento) 16bits, não é permitido executar uma extração de rede de poros, sendo necessário antes realizar binarização ou outro processo de segmentação para permitir operar diretamente em fases do material.
- d) Acompanhar o processamento através do gerenciamento de processos que estão em execução, cancelados ou terminados pelo gerenciador de threads que estão acomodado como uma aba na área 4. Ali também estão presentes as informações de cada componente bem como suas entradas, ou parâmetros, suas saídas, textuais ou gráficas. Estas informações são dinamicamente alteradas de acordo com o componente selecionado na área 3, também da área de visualização (2). Outra opção é acompanhar todos os volumes abertos ou gerados por processos por meio do gerenciador de volumes.
- e) Por fim, na área 5 é possível encontrar as maneiras para identificar dados dos volumes selecionados na área 3 e exibidos na área 2. Aqui pode-se entre outras coisas, mudar o plano de visualização, posição em cada plano e ainda averiguar o tamanho de voxel e do volume, além do tipo do volume sendo possível representa-los como dados brutos em 16bits,

dados de fases em 8 bits ou segmentados, e em alguns casos dados importados em 8 bits, dados em 32 bits de volumes rotulados.

Por fim, estão à disposição mais de 65 diferentes operações para realizar o procedimento de medidas, análises extração de informação a respeito da morfologia e processos ligados ao espaço poroso.

3.3 Pipeline Aplicado

O procedimento para realizar a construção do volume com múltiplas escalas é realizado pela aplicação de diversas transformações das diversas fontes de dados. Este encadeamento de processos transformando e conformando os dados para etapa subsequente é análogo ao processo industrial, por isso também chamamos de *pipeline* de processamento.

O processamento realizado está sintetizado no fluxo descrito na imagem da Figura 12, onde temos desde a aquisição dos dados para ambos os ensaios E11 e S11, nas escalas macro e micro, até o volume com a integração de ambas as escalas.

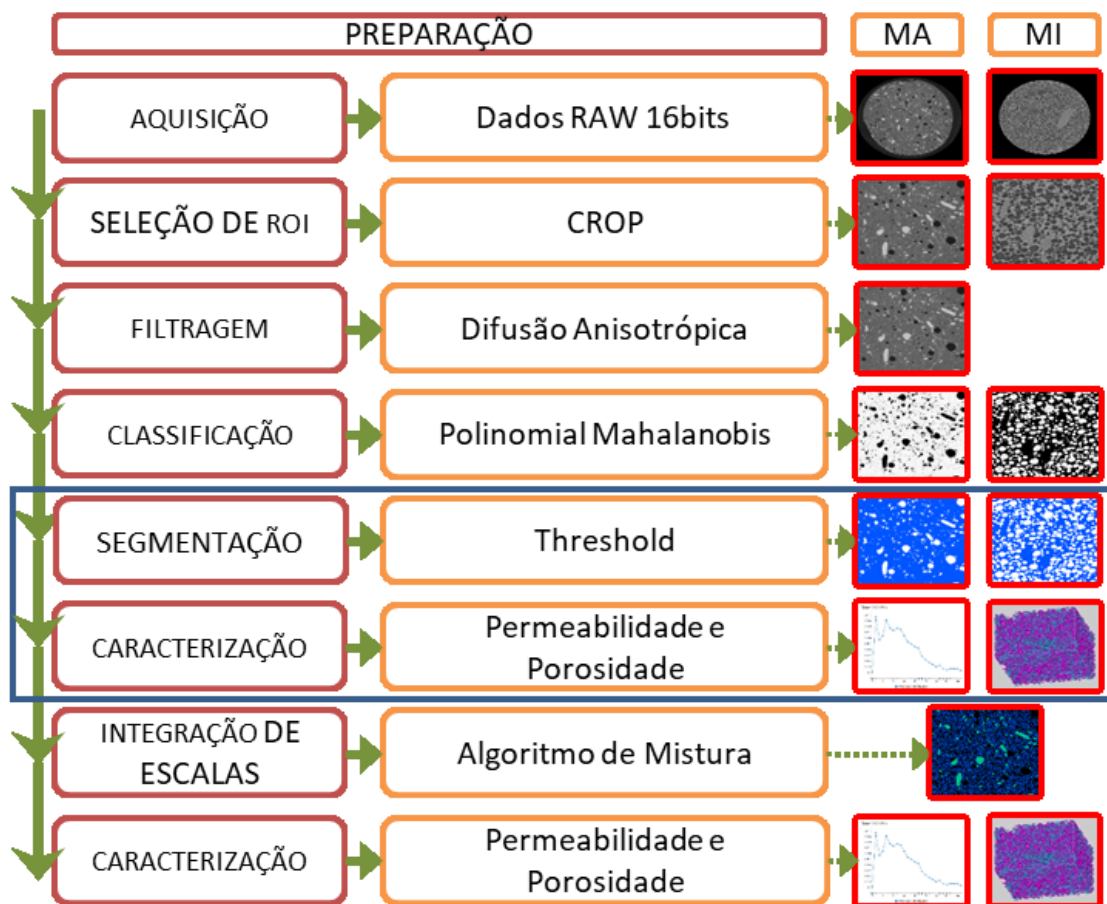
Observa-se que este pipeline é quase idêntico para ambas as escalas, ali representadas por MA (escala macro) e MI (escala micro), porém com a não execução de filtragem na escala micro. Esta subtração é tratada melhor no item filtragem que será apresentado adiante neste trabalho.

A partir da aquisição, recorte (crop) filtragem, segue-se a classificação por polinomial mahalanobis, a qual resulta em 3 volumes nesta etapa, os quais, não aparecem neste fluxo, mas são definidos como parte fundamental para a integração da escala micro somente na fase indefinida da escala macro. Maiores detalhes serão melhor apresentados também enquanto se descreve o processo de classificação, e as explicações do porquê estarão presentes 3 fases para a escala macro e somente 2 para escala micro, mas também podem ser observadas no item 2.1.3.6.

Logo após a classificação os conjuntos de dados são decididos em fases poro, sólido para ambas as escalas e adicionalmente separadas adicionando a fase indefinida para escala macro.

No quadro azul circulando a segmentação e o threshold, é evidenciado somente porque estes volumes receberão as medidas de caracterização que serão aplicadas e comparadas posteriormente depois da construção do volume com ambas as escalas, para averiguar se as propriedades resultantes são satisfatórias e condizentes com as propriedades esperadas das amostras dos ensaios E11 e S11.

Figura 12 – Fluxo do processamento de dados desde a aquisição até a construção do volume com as múltiplas escalas integradas.



Por fim, depois de aplicar este pipeline nos volumes da escala macro, resultando em 3 volumes referentes a fase poro, sólido e indefinido, também aplicando na escala micro resultando um volume com a fase poro e sólido, parte-se com estes 4 volumes para o algoritmo de integração de escalas, o qual faz uma série de processos para adicionar a escala micro na bem estabelecida fase indefinida da escala macro e logo depois sendo decidido para o volume multi-escalar somente a

fase poro e sólido. Este procedimento também recebe um item melhor explicado adiante no trabalho.

3.4 Amostragem das Escalas

O primeiro passo para a construção da imagem multi-escalar, é a seleção de uma porção mais representativa possível do volume todo. Não podemos adotar diretamente o volume inteiro pelo fato de que o tamanho do volume resultante é uma relação entre o tamanho do voxel da escala macro e da escala micro. Logo para este caso a relação é de aproximadamente 6 vezes, uma vez que o volume da escala macro tem $6.8 \mu m$ e a escala micro tem $1.17 \mu m$. O tamanho do volume resultante da integração será neste caso 6 vezes maior que o tamanho do volume representativo da escala macro.

Para o fim de fixar um tamanho máximo do volume da escala múltipla foi determinado que este não deveria ser maior que 2500^3 voxels, isso porque o tamanho máximo da representação em memória deste dado fosse inferior a 14.55 GB possibilitando executar até 2 operações em simultâneo (ou cópias do volume em memória) do processamento em um computador de 32 GB de memória RAM. A determinação da memória total de um volume dá-se da seguinte forma (são necessários 1024 bytes para 1 kilobyte, 1024 kilobytes para 1 megabyte e assim por diante):

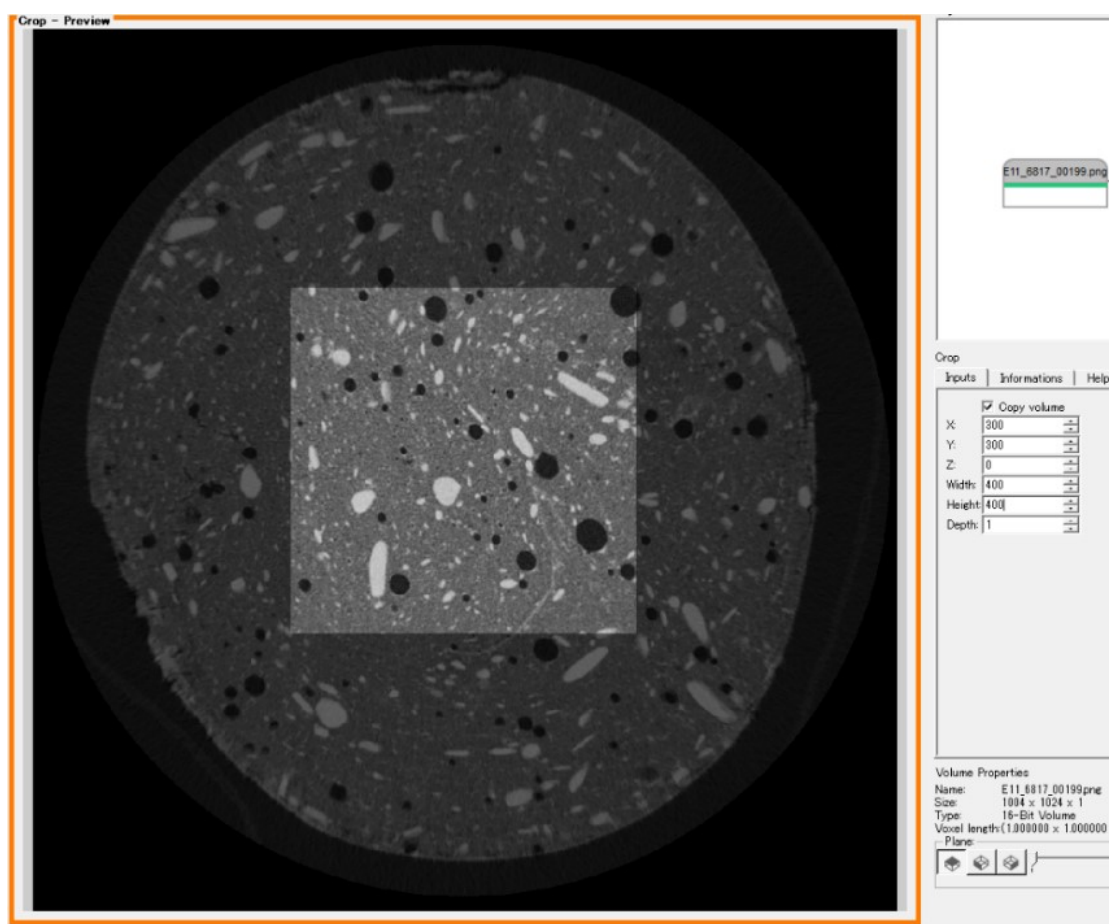
$$memoria_{total} = \left(\left((2500^3) / 1024 \right) / 1024 \right) / 1024 \quad (37)$$

Isso porque os dados de fases são representados em 8 bits por voxel, ou seja, no máximo 256 valores de fases seriam possíveis. Como precisamos codificar temporariamente somente 3 fases para depois decidir em 2, está de acordo com o tipo de dado exemplificado.

Outra importante restrição ao fazer a amostragem é tentar deixar poros e sólidos em proporção semelhante ao do volume de origem, mas ao mesmo tempo deixando de selecionar porções de volume que tenham pouco poros ou sólidos que

dominariam por completo a amostra. Isso foi observado atentamente nas amostras da escala macro, uma vez que existem poros que podem ocupar a quase totalidade da amostra. Para exemplificar de que posição foram feitas as amostras na escala macro, podemos ver a partir da Figura 13, a exata área que deu origem aos subvolume de amostra do ensaio da E11.

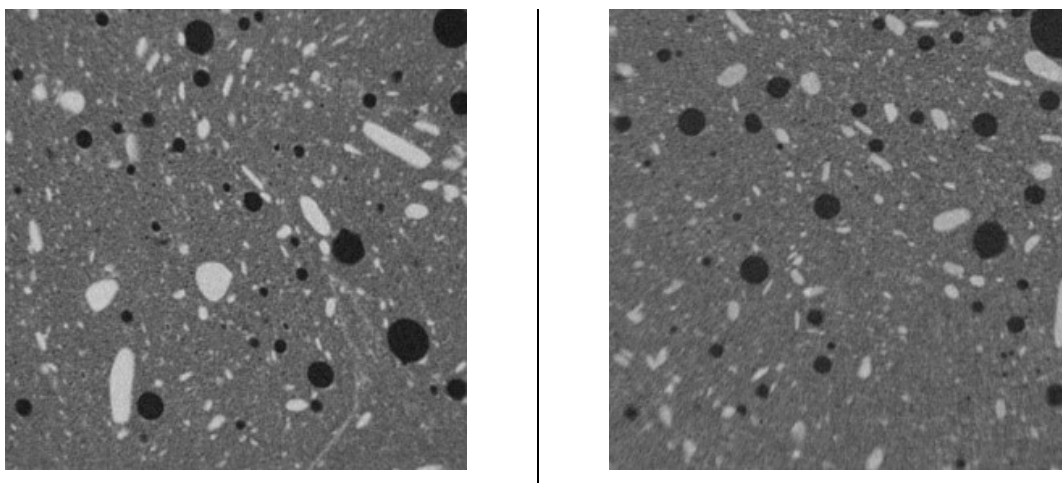
Figura 13 – Exemplo de região onde foi realizado a amostra do volume de escala macro do ensaio E11.



Para a amostra da escala macro foi selecionado uma porção de volume de 400^3 voxels, o que entrega ao final na super imagem uma resolução de 2400^3 , ou seja, dentro do limite especificado.

Na Figura 14, observamos a primeira imagem do sub-volume resultante da amostragem do ensaio E11 e S11 respectivamente. Estes serão quase sempre as imagens usadas para exemplificar os procedimentos aplicados na escala macro daqui em diante.

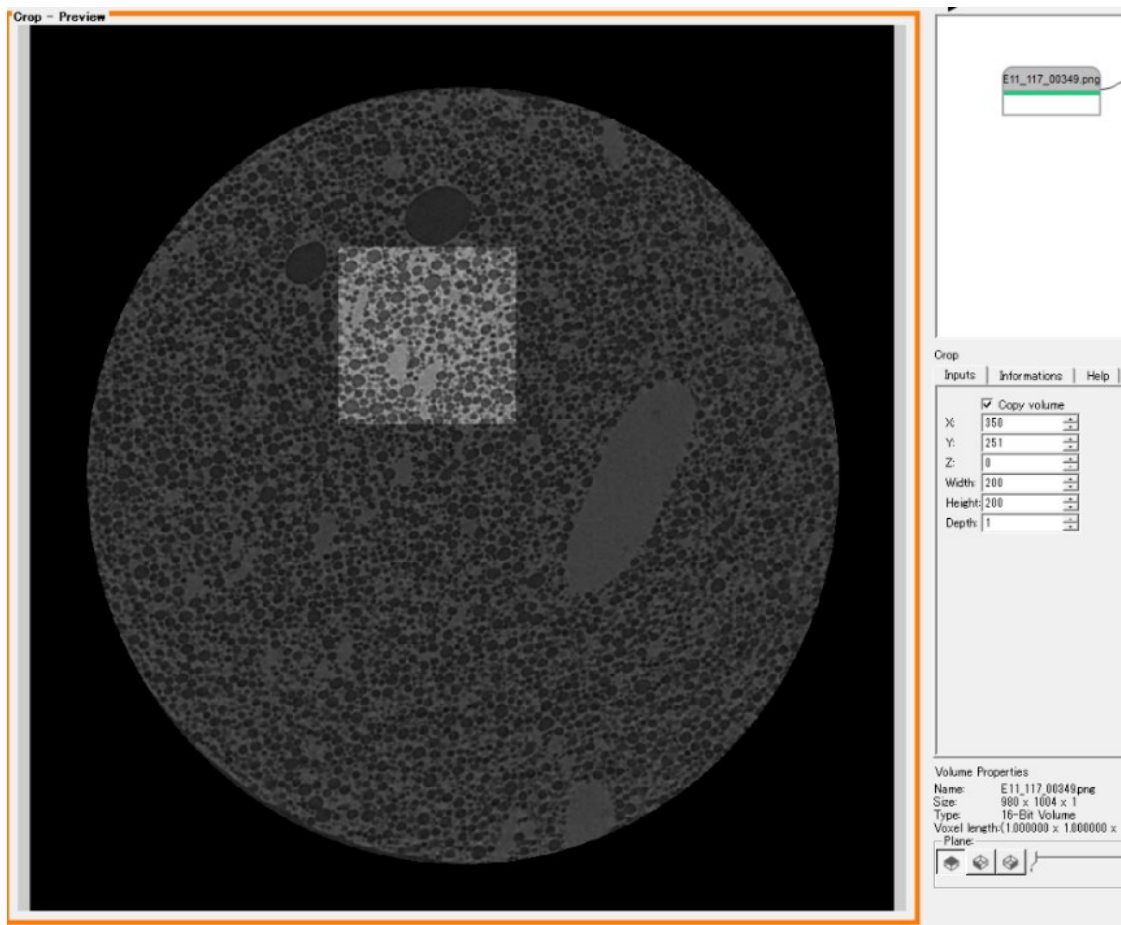
Figura 14 – Primeira fatia da amostra do volume de escala macro dos ensaios E11 a esquerda e S11 a direita.



Podemos notar que existe uma boa variabilidade de poros e sólidos na amostragem, exceto por grandes e dominantes poros ou sólidos.

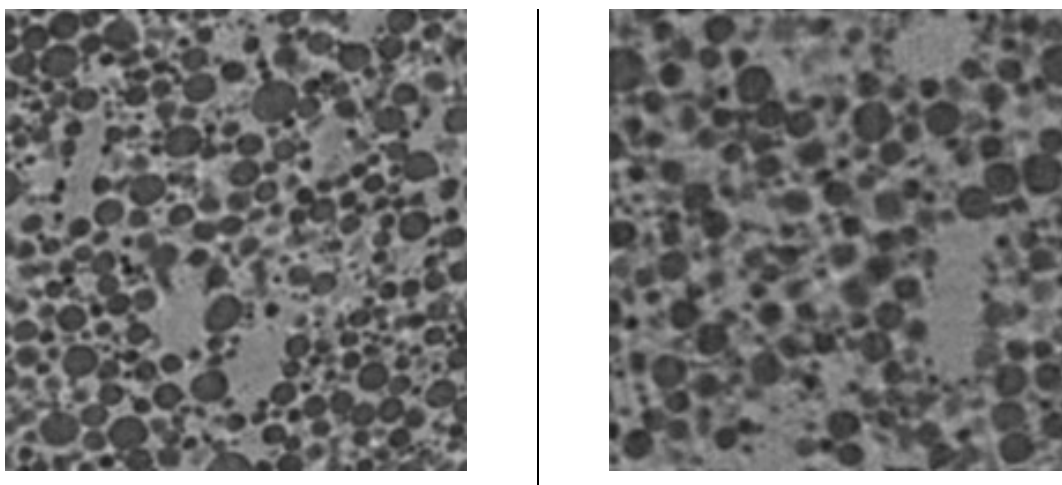
Para a amostra do volume da escala micro os requisitos seriam, além da representatividade, uma relação de divisão inteira entre qualquer dimensão da escala macro com a escala micro, ou seja, a amostra deve poder ser inserida dentro da amostra da escala micro uma porção de vezes sem sobra de voxels em quaisquer direções partindo-se dos “cantos do volume”, de pelo menos 1 vez. Pode-se observar pela Figura 15 o local escolhido para fazer a amostra do ensaio E11 na escala micro, de modo a evitar grandes porções de poro e sólidos presentes neste ensaio.

Figura 15 – Exemplo de região onde foi realizado a amostra do volume de escala micro do ensaio E11.



Ao final foi escolhida uma amostra de tamanho 200^3 voxels, os quais podem ser inseridos pelo menos duas vezes a partir de qualquer “canto” do volume sem sobrar nenhum voxel. Na Figura 16 são exibidas as imagens da primeira fatia dos volumes selecionados para os ensaios E11 e S11 na escala micro, e estes serão os exemplos adotados para exemplificar as operações subsequentes adiante aplicadas.

Figura 16 – Primeira fatia da amostra do volume de escala micro nos ensaios E11 a esquerda e S11 a direita.



Para as amostras da escala macro pode-se notar que a imagem do ensaio S11 é ligeiramente mais ofuscada fazendo com que houvesse a decisão de não aplicar a filtragem nas amostras da escala micro de ambos os ensaios, para determinar melhor diretamente a fase poro e sólido nestes volumes.

3.5 Detalhes da Filtragem

Como mencionado anteriormente o filtro de difusão anisotrópico é uma técnica bem estabelecida para melhoria de imagens que pode ser empregada para suavização de imagens ainda preservando as fronteiras entre os objetos.

A seguir é apresentado as heurísticas para modificar a resposta da difusão, logo depois a definição dada para o auto- lambda (λ).

3.5.1 Melhoria da Performance de Filtragem

Neste trabalho foi adotado a implementação do filtro de difusão de Coser (2009), o qual está presente e funcional no Imago3D. Esta versão, segue uma estratégia iterativa de aplicação por convolução de um kernel em cada pixel e sua vizinhança. Ao adotar este procedimento de filtragem pode-se aumentar o processo

de esmaecimento das regiões homogêneas alterando-se os parâmetros lambda (λ) e o número de iterações (denotando a evolução do processo de difusão –de calor– pelo tempo). Sendo assim altos valores dos 2 parâmetros podem ser atendidos olhando em conta as seguintes premissas (Coser, 2009):

- a) No caso onde muitas iterações são necessárias, existe a tendência de que regiões de bordas tênues não serem preservadas. Isto porque, no processo de estabilização da difusão em regiões de bordas tênues, ocorre muito antes do esmaecimento desejado. Assim ao longo do tempo essas bordas acabam sendo difundidas e não serão mais evidentes ou claras.
- b) Fortalecer a característica do filtro de difusão anisotrópico como pré-segmentador (alta homogeneidade), evitando o problema de não esmaecer regiões nitidamente necessárias, ou seja, ter forte esmaecimento em regiões não fronteiriças ou de baixa variação e baixo esmaecimento em regiões de borda.

Para amenizar os efeitos citados acima duas estratégias são usadas: uso do mapa de pesos por gradientes para orientação da difusão e adaptação do (λ). E para compreender estes procedimentos de alta performance no esmaecimento das regiões preservando o gradiente ou divisões, partimos da seguinte equação(Coser, 2009):

$$w(\lambda, \tau, \alpha, \beta)_i = \frac{1 - e^{-8*\tau*C(\lambda,\alpha,\beta)}}{8} \quad (38)$$

onde w_i é um dos componentes do kernel ($i = [1, \dots, 8]$) que será aplicado para convolução, λ é um parâmetro de controle para determinar a energia que a difusão será aplicada, τ é a variação de tempo utilizada para difusão, sendo definida nos intervalos de 0 a 0,5 (WEICKERT, 1998), α e β são respectivamente vetores ou gradientes (com α sendo o pixel central e β um dos 8 vizinhos) e por fim C é função de difusibilidade, e é dada por(Coser, 2009):

$$C(\lambda, \alpha, \beta) = e^{-\left(\frac{\sqrt[5]{\sqrt[2]{(\alpha-\beta)^2}}}{\lambda}\right)} \quad (39)$$

Assim a primeira heurística trata do mapa de gradientes, e tem por objetivo influenciar na resposta da variação local calculada para a partir de cada vizinho de α . Neste trabalho foram utilizados as máscaras com simetria positiva definida pelo trabalho de Brox (2005), para calcular a magnitude local, e será aqui representado por $G(\alpha)$, e é empregado na inibição ou excitação da difusão, onde quanto maior for este valor, maior será a contribuição deste gradiente para frear a difusão neste ponto. Acomodamos o gradiente da seguinte forma (Coser, 2009):

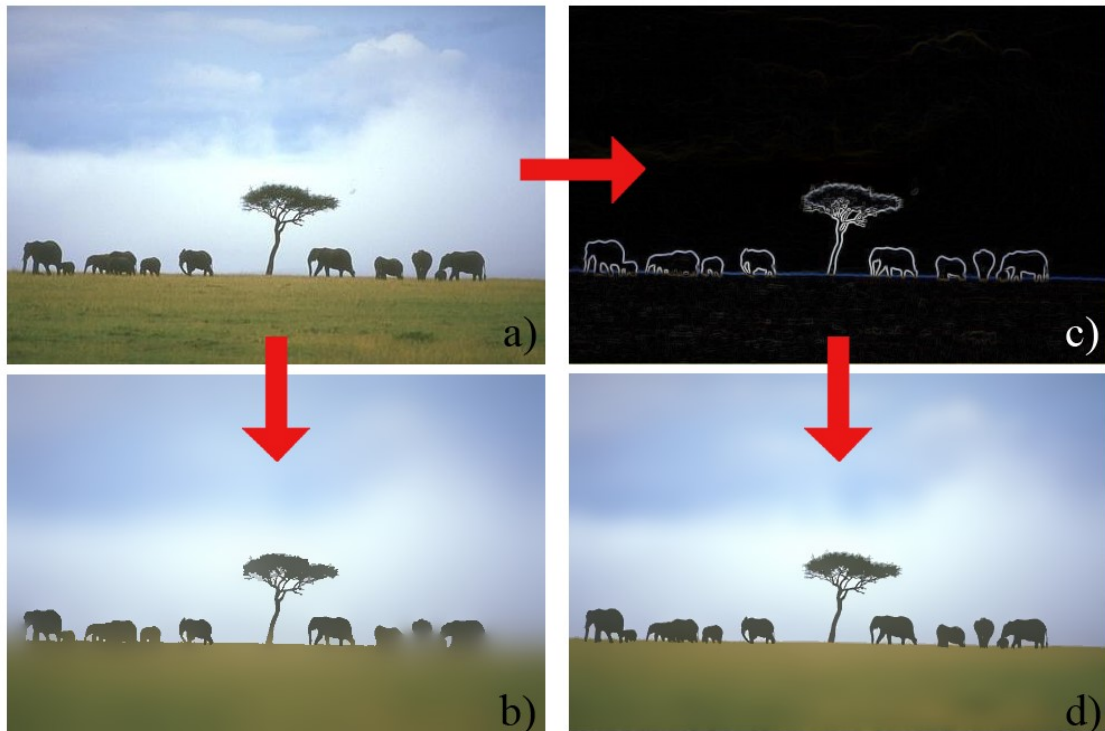
$$C(\lambda, \alpha, \beta, G(\alpha)) = e^{-\left(\frac{\sqrt[5]{\frac{2\sqrt{((\alpha-\beta)^2 * G(\alpha))}}{\lambda}}}{5}\right)} \quad (40)$$

Assim é adicionado o sistema de regulação dos pesos do kernel, W . Na Figura 17, podemos observar exclusivamente os efeitos do mapa de gradientes operando na filtragem.

Sobre a segunda heurística mencionada, temos o Lambda (λ) adaptativo ou λ dinâmico. É parâmetro que λ determina o quanto a difusão pode ser forte ou fraca na avaliação local. Quanto maior o valor de λ maior será o coeficiente de difusão na região (Coser, 2009). Para atuar modificando o λ observa-se a variação local (distância) entre α e β . Grandes variações de $\Delta(\alpha, \beta)$ indicam uma dissimilaridade muito forte, o que passa a ser um indicativo de possível encaminhamento de borda. Logo, ajustar o λ (aumentando ou diminuindo) para modificar a resposta da função C da equação (39) implica em alterá-los de acordo com alguma informação de ponto de referência a ser observada para distinguir alta ou baixa variação. Para avaliar o quanto uma dada distância varia, foi usado a média estatística global (μ) e desvio padrão (σ) dos dados todos da imagem.

Figura 17 – Resultados da aplicação de filtro de difusão tradicional e orientado por mapa de gradientes. (a) imagem original; (b) imagem filtrada com o filtro tradicional;

c) representação dos gradientes; d) aplicação do filtro com os pesos do mapa de gradientes (c).



Fonte: (Coser, 2009)

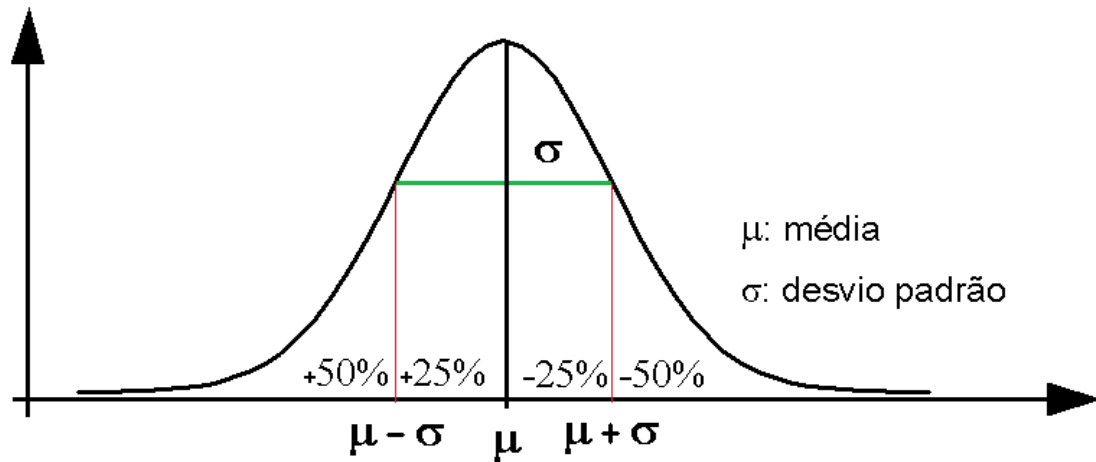
O critério de modificação de λ usa medidas estatísticas, que são informações globais da imagem e não somente informações locais, e são previamente calculadas. De posse da μ e σ o reajuste é feito pela adição ou subtração de percentuais do valor de λ previamente especificado, ou seja, uma re-escala λ em um de 4 valores percentuais possíveis, pré-determinados, valores estes que foram arbitrariamente escolhidos e adotado. Então para inibição do λ , ele é decrescido em 25 % ou 50 %, e para excitação o λ será acrescido também em 25% ou 50%. Neste sentido consideramos a alteração da equação (40), acomodando um sistema de classificação Λ para soluções de λ :

$$\Lambda(\Delta(\alpha, \beta), \mu, \sigma, \lambda) = \begin{cases} r_1 = (\lambda * 0.50) \leftrightarrow ((\Delta(\alpha, \beta) > \mu) \wedge (\Delta(\alpha, \beta) > (\mu + \sigma))) \\ r_2 = (\lambda * 0.75) \leftrightarrow ((\Delta(\alpha, \beta) > \mu) \wedge (\Delta(\alpha, \beta) < (\mu + \sigma))) \\ r_3 = \lambda \leftrightarrow (\Delta(\alpha, \beta) = \mu) \\ r_4 = (\lambda * 1.25) \leftrightarrow ((\Delta(\alpha, \beta) < \mu) \wedge (\Delta(\alpha, \beta) > (\mu - \sigma))) \\ r_5 = (\lambda * 1.50) \leftrightarrow ((\Delta(\alpha, \beta) < \mu) \wedge (\Delta(\alpha, \beta) < (\mu - \sigma))) \end{cases} \quad (41)$$

Sendo assim o conjunto de soluções do sistema Λ assume um valor r_i , ou seja, uma escala de λ segundo $\Delta(\alpha, \beta)$, μ e σ , que será para r_1 o λ menos 25 %, para r_2 o λ menos 50 %, para r_3 o λ mais 25 % e r_4 o λ mais 50 %.

Pela observação da Figura 18 podemos ver graficamente o comportamento do lambda adaptativo em função da média e desvio padrão da variação local.

Figura 18 – Gráfico demonstrando o comportamento do lambda adaptativo de acordo com a média e desvio padrão.



Fonte: (Coser, 2009)

Deste modo temos dois parâmetros globais sendo testados e alterados de acordo com a medida de variação local. Acomodamos o sistema de classificação da equação (41) na equação (39) deixando-a da seguinte forma:

$$C(\lambda, \alpha, \beta, \mu, \sigma) = e^{-\frac{\left(\frac{|\sqrt[5]{\Delta(\alpha, \beta)}|}{\Lambda(\Delta(\alpha, \beta), \mu, \sigma, \lambda)} \right)}{5}} \quad (42)$$

O sistema final acomodando estas 2 heurísticas fica explicitado assim:

$$w(R)_i = \frac{1 - e^{-8 \cdot \tau \cdot e^{\frac{\left| \sqrt[5]{2 \sqrt{((\alpha - \beta)^2 \cdot G(\alpha))}} \right|}}}{8}}{\lambda \begin{cases} r_1 = (\lambda * 0.50) \leftrightarrow ((\Delta(\alpha, \beta) > \mu) \wedge (\Delta(\alpha, \beta) > (\mu + \sigma))) | \Delta(\alpha, \beta) = \sqrt{(\alpha - \beta)^2} \\ r_2 = (\lambda * 0.75) \leftrightarrow ((\Delta(\alpha, \beta) > \mu) \wedge (\Delta(\alpha, \beta) < (\mu + \sigma))) | \Delta(\alpha, \beta) = \sqrt{(\alpha - \beta)^2} \\ r_3 = \lambda \leftrightarrow (\Delta(\alpha, \beta) = \mu) | \Delta(\alpha, \beta) = \sqrt{(\alpha - \beta)^2} \\ r_4 = (\lambda * 1.25) \leftrightarrow ((\Delta(\alpha, \beta) < \mu) \wedge (\Delta(\alpha, \beta) > (\mu - \sigma))) | \Delta(\alpha, \beta) = \sqrt{(\alpha - \beta)^2} \\ r_5 = (\lambda * 1.50) \leftrightarrow ((\Delta(\alpha, \beta) < \mu) \wedge (\Delta(\alpha, \beta) < (\mu - \sigma))) | \Delta(\alpha, \beta) = \sqrt{(\alpha - \beta)^2} \end{cases}} \quad (43)$$

Sendo R os parâmetros λ , τ , α , β , $G(\alpha)$, μ e σ , obtidos e calculados externamente ou durante o processamento do kernel W .

3.5.2 Auto-lambda (λ)

Adicionalmente a estas alterações sugeridas em Coser (2009), foi adicionado outra alteração para o filtro executado no Imago3D. Após o uso em imagens oriundas de microtomografia e por observação dos resultados expressados após a aplicação da difusão com heurísticas em imagens desta natureza, notou-se (empiricamente) que o valor de λ inicial para o sistema é relacionado a média e desvio padrão dos dados entrados para processamento. Somente para os casos onde a "cor" pode ser representada unidimensionalmente, ou seja, não é observada a relação com imagens com mais de um canal.

Para o parâmetro λ , em imagens de intensidade em tons de cinza observa-se uma relação aproximada de 2.2 para 1 em relação à média e desvio padrão, ou seja, dividindo a média por desvio padrão detectado nos dados não nulos de imagens de tomografia o valor será em torno de 2.2 variando um pouco (0.3) em torno dessa relação. A segunda observação qualitativa sobre os resultados de filtragem, apontam que o λ que melhor filtra a imagem sem deteriorar muitas as bordas é cerca de 90% do valor da média detectada nos dados não nulos.

Sendo assim, experimentalmente foi aplicando a regra do sistema de classificação da equação (44) para auto definir o λ inicial do sistema, visto que uma das heurísticas anteriormente citadas prevê dinamicamente a mudança deste valor para cada local da difusão calculada.

$$\lambda = \begin{cases} \left(\left(\frac{\mu}{\sigma} \right) * \sigma \right) \leftrightarrow \left(\left(\left(\frac{\mu}{\sigma} \right) > 1.9 \right) \wedge \left(\frac{\mu}{\sigma} < 2.5 \right) \right) \\ \left(\left(\left(1 - \frac{1}{\left(\frac{\mu}{\sigma} \right)} \right) * \mu \right) \leftrightarrow \left(\frac{\mu}{\sigma} \leq 1.9 \right) \right) \\ \left(\left(\left(1 + \frac{1}{\left(\frac{\mu}{\sigma} \right)} \right) * \mu \right) \leftrightarrow \left(\frac{\mu}{\sigma} \geq 2.4 \right) \right) \end{cases} \quad (44)$$

Este processo acontece logo antes da difusão permitindo estimar o valor de λ . Atualmente um bom valor de λ é de aproximadamente 2 vezes o desvio padrão, nos casos, em que se respeita a relação aproximada de 2.2. Quando a relação é maior do que 2.5 significa que a variância é baixa entre os valores da imagem indicando que é preferível iterar mais vezes, com menor λ , preservando as bordas. O inverso também pode ser usado, ou seja, quando a relação for pequena a variância tende a ser alta baixa entre os dados, neste caso o melhor seria um mais abrangente para um melhor efeito de esmaecimento.

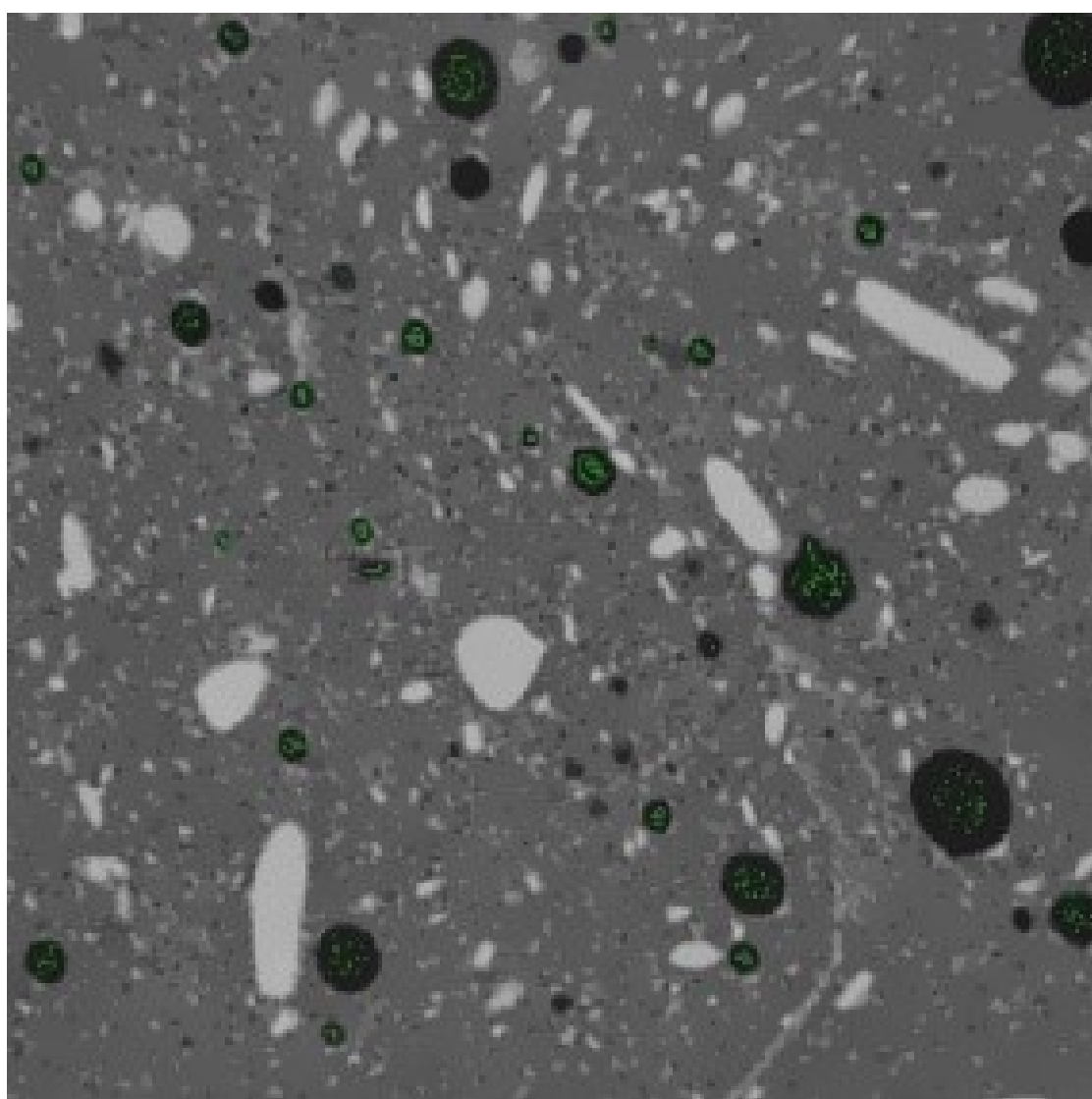
3.6 Detalhes da Classificação por Mahalanobis

A aplicação do polinomial mahalanobis começa pela seleção do padrão que definirá a classe de dados de interesse. Este padrão pode ser também carregado de algum procedimento anterior de seleção de padrão, sendo muito útil para o interesse de reaplicação do mesmo padrão a um conjunto de volumes provenientes do mesmo processo de produção e aquisição de imagem.

A figura 19 demonstra na imagem os detalhes em verde claro dentro dos poros, feitos a partir do componente polinomial mahalanobis do Imago3D, onde

seleciona-se os dado clicando sobre a imagem que está sendo exibida, enquanto o usuário permanece com o botão pressionado os pixels que estão sob o ponteiro do mouse passam a fazer parte do padrão de dados, e logo após a soltura do botão, uma linha será desenhada e o grid de dados será populado (Figura 20) para a inspeção do usuário se o padrão está indo de acordo com a intenção de seleção do usuário. É permitido apagar do grid os dados que estão fora da representação desejada e que não devem constar na execução da montagem do polinômio.

Figura 19 – Seleção de pontos para treinamento do classificador.



Também na configuração do grid, para o caso de imagens sem dimensões suficientes para discriminar alguma variação dos dados em função do padrão, é permitido adicionar dimensões extras de dados correlacionados com o dado

apresentado somente pela escala de cinza. Para essa tarefa é calculado texturas locais com o método de gabor paras as direções (à escolha do usuário) possíveis de 0, 30, 60, 90, 120 e 150 graus, partindo do centro do kernel.

Figura 20 – Grid com os dados selecionados e as texturas locais.

Texture Type: ALLTEXTUREK3		Capture Points						
Points:	676							
Contrast:	-1							
Degree:	5							
	Pat_1	Pat_2	Pat_3	Pat_4	Pat_5	Pat_6	Pat_7	
427	8630	182	182	182	182	182	182	
428	8630	182	182	182	182	182	182	
429	8630	182	182	182	182	182	182	
430	8630	182	182	182	182	182	182	
431	8630	182	182	182	182	182	182	
432	8630	190	185	182	185	190	190	
433	5869	194	194	200	190	190	193	
434	8630	190	190	181	160	160	190	
435	8824	120	120	120	120	120	120	
436	8824	120	120	120	120	120	120	

Load Save

3.7 Detalhes da Separação de Fases

A partir do momento que tem-se os volumes classificados por polinomial mahalanobis, é possível selecionar precisamente em qual classe definitiva o voxel será pertencente. Isso porque o classificador nos devolve a probabilidade deste ser pertencente ao padrão, cabendo a análise atual averiguar em qual percentual de corte fica melhor decidido o voxel definitivamente.

Neste momento podemos focar principalmente por decidir as áreas em cinza, uma vez que em branco ou muito branco temos certeza e em preto é certamente o oposto ao padrão.

O threshold é aplicado por alteração da estimativa do threshold feito a partir do método de Otsu, ou seja, primeiramente uma análise da distribuição dos valores de classificação procurando a melhor divisão cuja a variabilidade interna das classes seja a menor possível. O algoritmo sugere um valor inicial de threshold, e por inspeção é feita a alteração, em alguns casos pode ser necessário mudar bastantes quando os dados estão muito próximos do padrão selecionado. As maiores variações podem ocorrer também nos volumes da escala micro, uma vez que estes possuem menor variabilidades entres as classes poro e sólido.

Agora de posse de todas as fases decididas em ambas as escalas se procede para o algoritmo que vai compor o volume com ambas as escalas.

3.8 Composição de Escalas

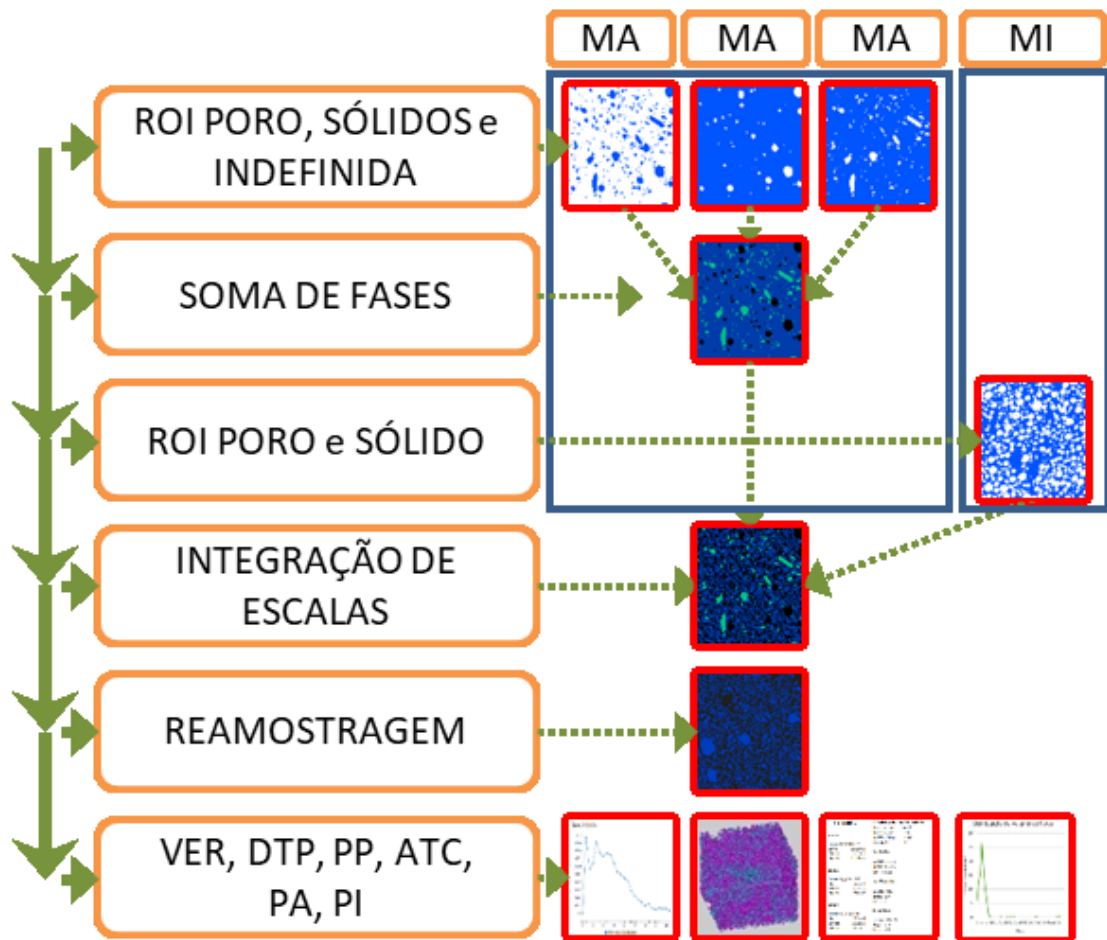
O algoritmo para integração de escalas necessita de um conjunto de volumes com 3 fases para a escala macro, sendo elas poro, sólido e fase indefinida, e um volume da escala micro somente com o poro e o sólido definido. Estes volumes já têm cada classe para cada escala bem decidido.

Pode acontecer casos de conflito de alguns voxels pertencerem a mais de uma classe na escala macro, mas isso resolve-se com a reassinatura durante o procedimento de integrar a escala micro para dentro da escala macro na fase indefinida. A Figura 21 apresenta o fluxo dos volumes na construção do volume multi-escala, partindo-se dos volumes da macro escala (MA) e do volume da escala micro (MI).

O passo denominado soma de fases, é o ponto do processo, em que é criado um novo volume, este sendo destinado a possuir todos os dados de ambas as escalas integradas, ou seja, um volume que ao final do processo será a composição das escalas.

Para determinar o tamanho deste volume usa-se uma relação do tamanho do voxel das 2 escalas, tema já pincelado no item sobre como fazer a amostra para realizar os procedimentos até a definição das fases. Como para a escala macro o voxel tem $6.8 \mu m$ de tamanho e a escala micro tem $1.17 \mu m$ esta relação é de aproximadamente 6 (5.82), sendo assim para compor um voxel da escala macro seriam necessários 6 da escala micro para que o tamanho natural fosse aproximado. Esta relação é fundamental para o acondicionamento da escala micro dentro da escala macro, e interfere diretamente no volume resultante da integração, que neste caso será necessariamente 6 vezes maior que o tamanho do volume representativo da escala macro.

Figura 21 – Pipeline representando o fluxo dos volumes e a transformação até o volume de múltiplas escalas sendo caracterizado.



A população dos dados inicia-se no volume novo por preenchimento a partir da escala macro. Neste processo o volume representativo binarizado da escala macro é aumentado na taxa da relação do tamanho dos voxels descrita, ou seja, o processo “*resampling linear*”, um voxel é replicado tantas vezes quanto a proporção necessária para que o tamanho do objeto presente na escala macro seja aumentado para ser adicionado diretamente na escala micro, respeitando assim as proporções entre um voxel da escala micro e a escala macro.

Um detalhe importante é que o voxel que será replicado é consultado em cada volume de entrada, e se ele estiver presente na fase poro somente, este será poro, caso seja da fase sólido será desta a replicação. Se acontecer de um voxel ser de ambas as classes nos 2 volumes ele será incorporado como indefinido, o mesmo

acontece se o conflito for entre as classes poro e indefinidos e sólidos e indefinidos, sempre resolvendo estes pela fase indefinida.

Agora com a população do volume das escalas múltiplas ter sido inicializado a partir da escala macro, cada voxel passar a ser poro, sólido ou indefinido, mas com mais voxels para cada objeto. Sendo assim, podemos tratar da fase indefinida do volume, onde cada voxel pertencente a esta fase é substituído por algum voxel do volume da escala micro já resolvido entre poro e sólido.

Este processo é feito pela inserção de volumes inteiros da escala micro dentro do volume previamente populado pela escala macro, por conveniência chamaremos de volumes de preenchimento.

Estes volumes de preenchimento que serão usados para decidir a fase indefinida sofrem uma transformação aleatória de rotação em todos os eixos, e são todas cópias oriundas da escala micro. Repetidamente, totalizando 1728 vezes, um volume de preenchimento é adicionado diretamente em cada porção do grande volume de acomodação das duas escalas e aceita-se somente voxels que estão em posições anteriormente rotuladas como fase indefinida. Ao final deste preenchimento, todos voxel antes indefinido agora é definido como poro ou sólido a partir do volume da escala micro, ou seja, no volume de integração não mais haverá voxels que não estão rotulados nas classes poros e sólidos, estes indefinidos antes agora são predominantemente determinados a partir da escala micro.

O próximo passo de processamento é realizar uma nova amostra dos ensaios E11 e S11, agora diretamente o volume montado com a integração das escalas e então partir para a caracterização destas amostras.

3.9 Amostragem do Volume de Escalas Múltiplas.

Como os volumes resultantes da integração de escala são muito grandes para processamento de diversas caracterizações, optou-se por fazer 2 amostras de tamanho 500^3 voxels e 2 amostras de 600^3 voxels para cada ensaio E11 e S11 dos respectivos volumes de integração.

Isto porque mesmo nestas amostras um processo de medida pode demorar um tempo muito longo para ser realizado, visto que o custo computacional de alguns algoritmos destes é bastante alto, como por exemplo, para medir a permeabilidade

absoluta é necessário extrair a rede de poros e depois realizar o cálculo de permeabilidade, demorando mais de um dia para realizar somente esta medida. Soma-se a este tempo a quantidade de volumes que são 8 no total e a quantidade de caracterizações que foram 6 para todos os volumes.

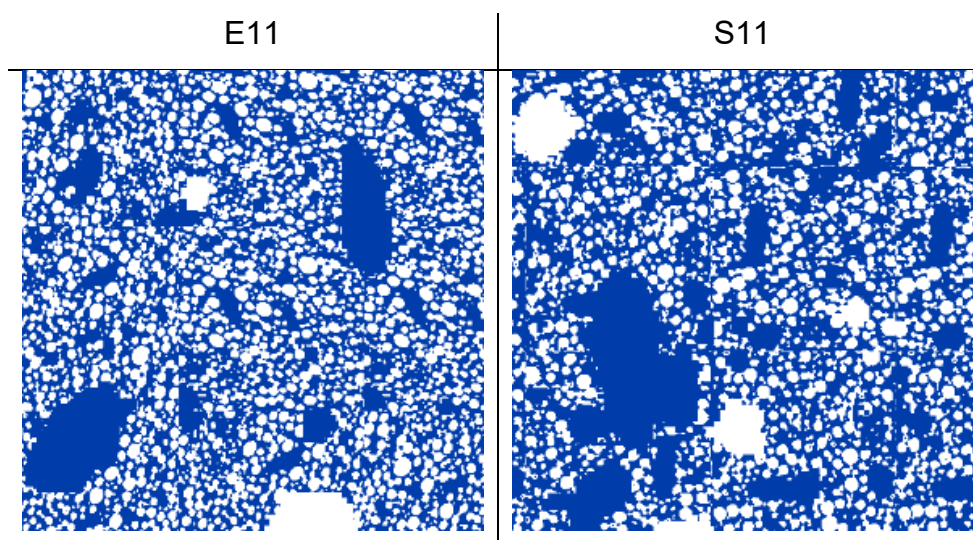
Sendo assim, a título de exemplo, o volume de escalas múltiplas originado a partir do ensaio E11 terá outras 4 amostras as quais as seguintes medidas serão realizadas:

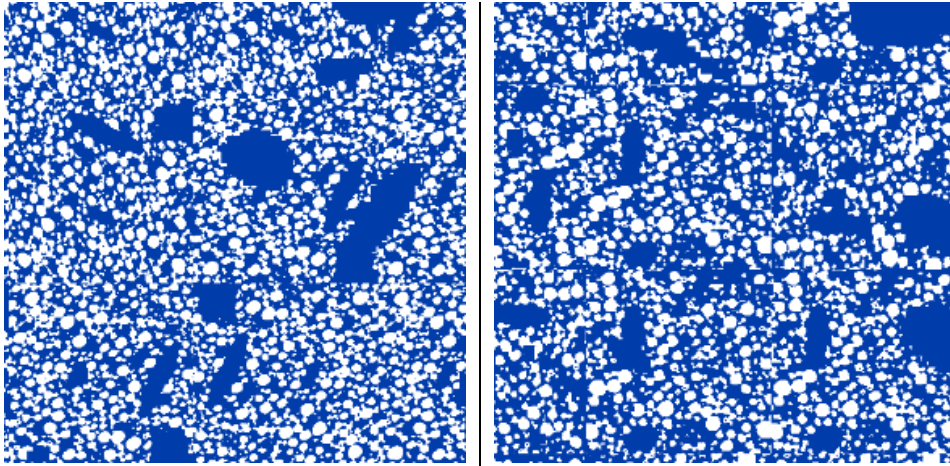
- a) Volume Elementar Representativo (VER);
- b) Distribuição de Tamanho de Poros (DTP – M_D345);
- c) Perfil de Porosidade (PP);
- d) Auto correlação (ATC);
- e) Porosidade Absoluta (PA);
- f) Permeabilidade Intrínseca (PI).

O mesmo ocorre para o ensaio S11 do volume de múltiplas escalas.

Mais uma vez, houve um cuidado para seleccionar amostras representativas, entretanto, não foi permitido adicionar na amostra poro ou sólido ocupando cerca de 20% ou superior, ou seja, estes objetos não podem ocupar muito da porção de volume que esta sendo amostrado.

Tabela 1 – Conjunto de imagens de exemplo dos volumes de escalas múltiplas com tamanho da amostra de 500^3 .

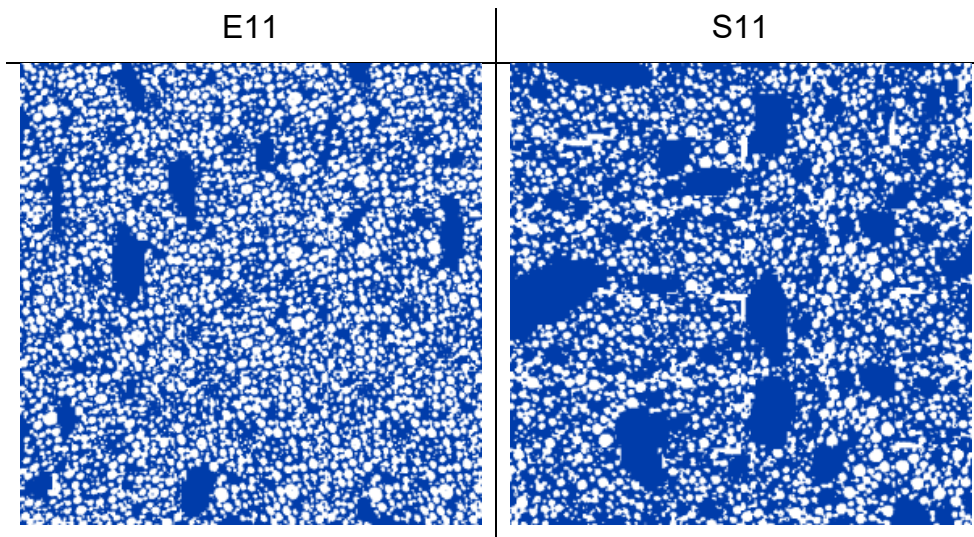


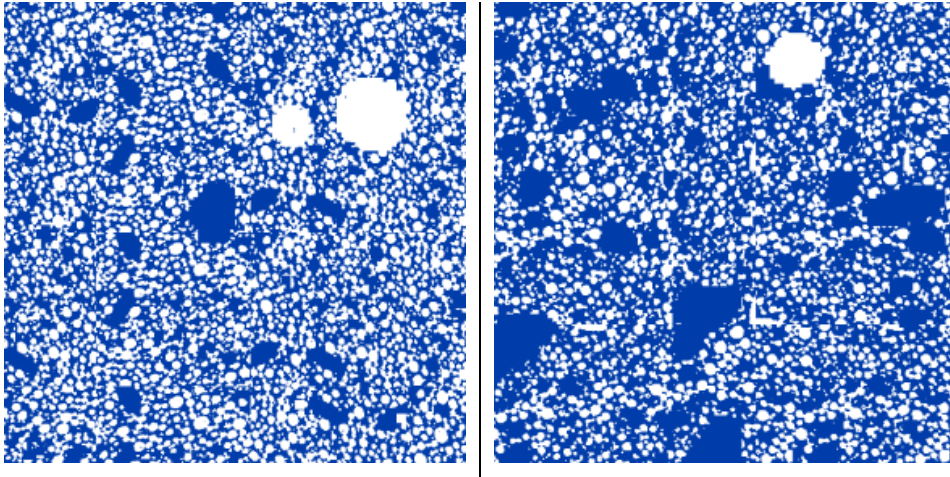


Os volumes de 600^3 pode-se acompanhar pela inspeção da tabela 2. Para ambos os casos o poro esta sendo exibido em cor branca e o sólido em cor azul.

Alguns volumes desta etapa, de re-amostragem do volume de múltiplas escalas, podemos observar pela tabela 1, com as amostras de tamanho 500^3 voxels, onde na coluna da esquerda são as oriundas do ensaio E11 e a direita do ensaio S11.

Tabela 2 – Conjunto de imagens de exemplo dos volumes de escalas múltiplas com tamanho da amostra de 600^3 .





Partindo destes 8 volumes serão realizadas as medidas fundamentais para a caracterização do sistema poroso e todos os gráficos e dados destas medidas estão disponíveis para análise na seção de resultados e discussões.

4 RESULTADOS E DISCUSSÕES

Neste capítulo são apresentados os resultados obtidos para filtragem com auto-lambda, para a classificação e pelas medidas das imagens 3D, na macro escala e na micro escala, e também no volume de escalas múltiplas, que em uma única imagem 3D engloba as duas escalas espaciais.

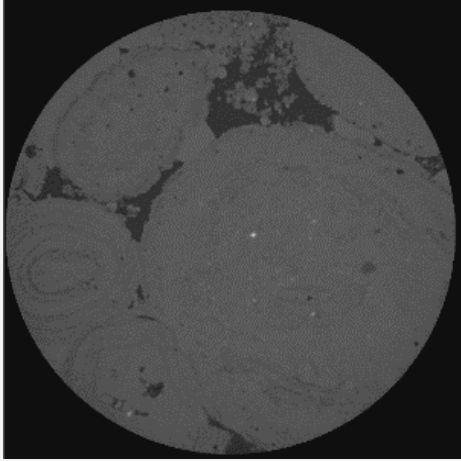
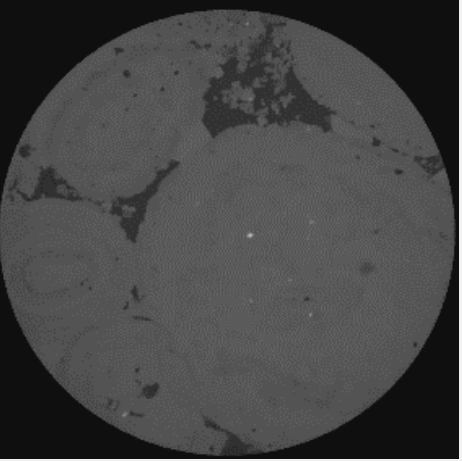
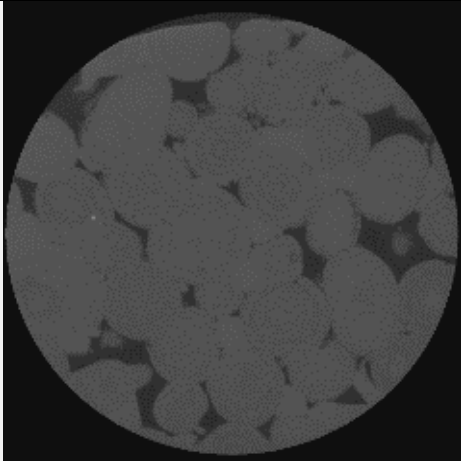
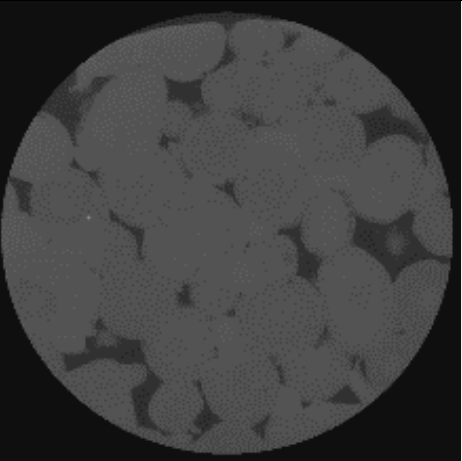
As medidas de porosidade e de distribuição de tamanho de poros são realizadas nas escalas macro e micro individualmente e usando-se o modelo matemático de composição multi-escala são calculadas as propriedades totais, para o sistema como um todo. Estas medidas calculadas com o modelo são comparadas com aquelas medidas diretamente no volume de escalas múltiplas.

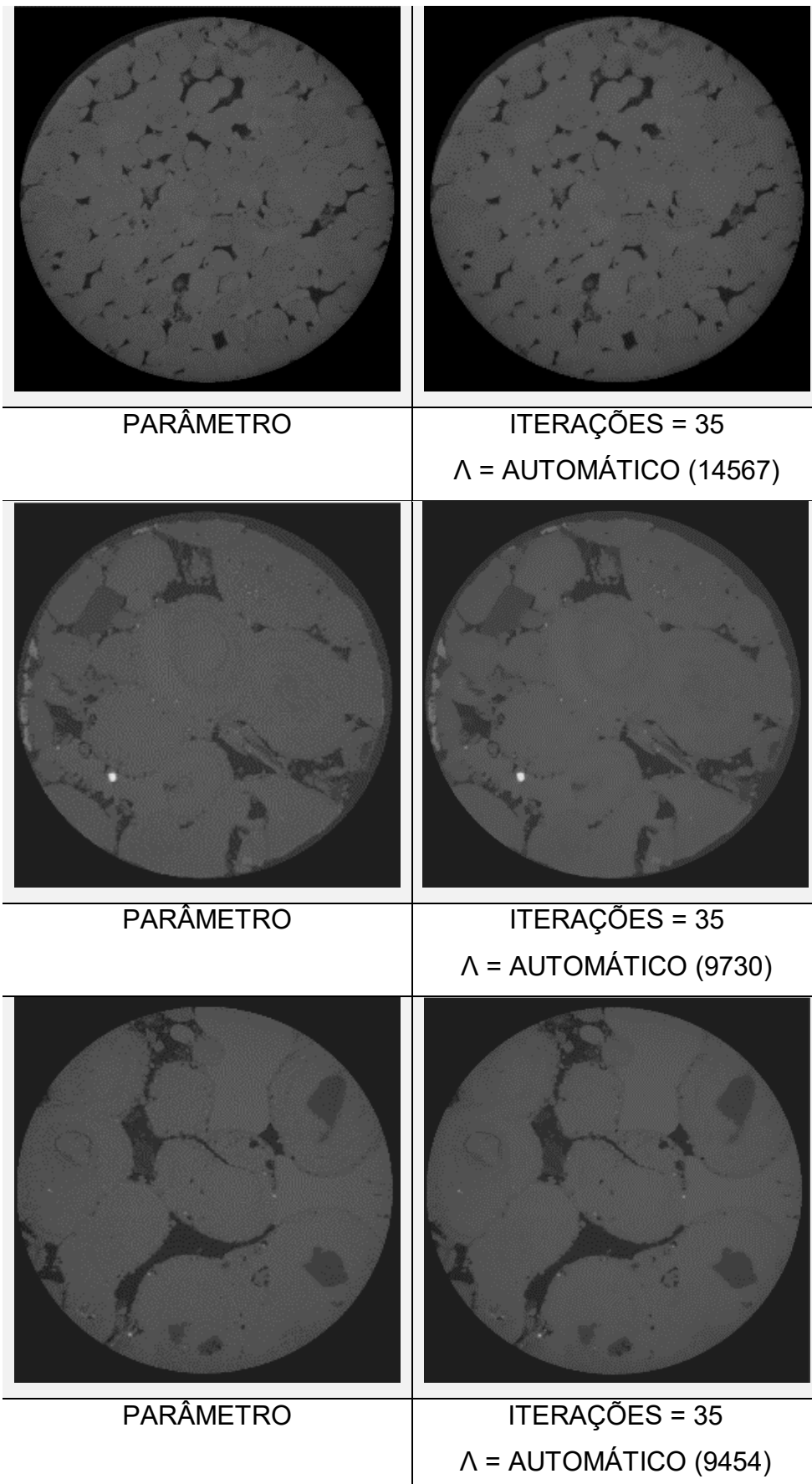
Serão apresentados os resultados das medidas realizadas em volumes de 500^3 e 600^3 relacionados a ambas amostras cerâmicas E11 e S11. As amostragens foram rotuladas como A (500^3) e B(600^3), tendo-se então E11 – A, E11 – B, S11 – A e S11 – B. Todos os dados serão agrupados pelo tamanho da amostra, exceto pelo gráfico de auto-correlação que será apresentado individualmente por amostra, uma vez que provocaria confusão pela baixa variabilidade dos dados e adicionalmente colocar para cada eixo (X, Y e Z) em cada amostra um único gráfico, 12 linhas muito aproximadas entre si. Os resultados serão apresentados sequencialmente na seguinte ordem: Volume Elementar Representativo (VER), Distribuição de Tamanho de Poros (DTP – M_D345), Perfil de Porosidade (PP), Auto correlação (ATC), Porosidade Absoluta (PA) e Permeabilidade Intrínseca (PI).

4.1 Aplicação do Filtro de Difusão com Auto-lambda Ativo

Para realizar uma avaliação qualitativa e geral, pode-se observar as imagens da tabela 3, as quais foram aplicados a filtragem com ambas as heurísticas citadas anteriormente e com o auto-lambda ativo. Foram escolhidas 5 amostras de rochas digitais, das quais a característica de bordas difusas foi o principal fator para essa escolha.

Tabela 3 – Conjunto de Imagens de avaliação do lambda automático.

IMAGEM DE ENTRADA	IMAGEM RESULTANTE
	
PARÂMETRO	ITERAÇÕES = 35 Λ = AUTOMÁTICO (13086)
	
PARÂMETRO	ITERAÇÕES = 35 Λ = AUTOMÁTICO (12147)



Ao observar os resultados fica evidente que a tática de auto- detecção de lambda não altera muitos aspectos importantes de fronteiras das imagens filtradas e de maneira geral a filtragem não foi muito intrusiva em regiões de borda.

4.1.1 Resultados da Aplicação nos Ensaios E11 e S11

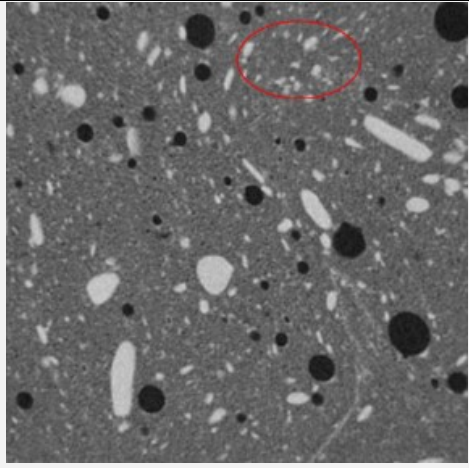

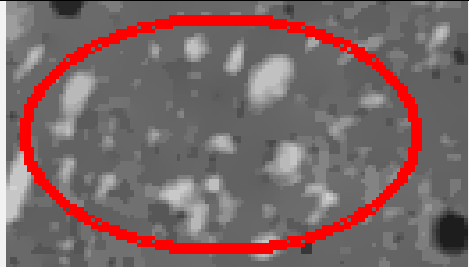

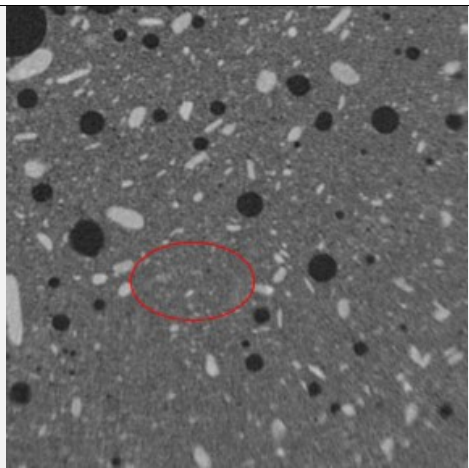

Os resultados da aplicação da filtragem nos ensaios E11 e S11 serão apresentados mais adiante, primeiramente é dado uma explicação de alterações do filtro clássico que potencializam sua aplicação em rochas digitais, sendo 2 alterações sugeridas durante dissertação de mestrado de Coser (2009), na área de filtragem e uma alteração adotada no sistema imago a partir do processamento de rochas digitais.

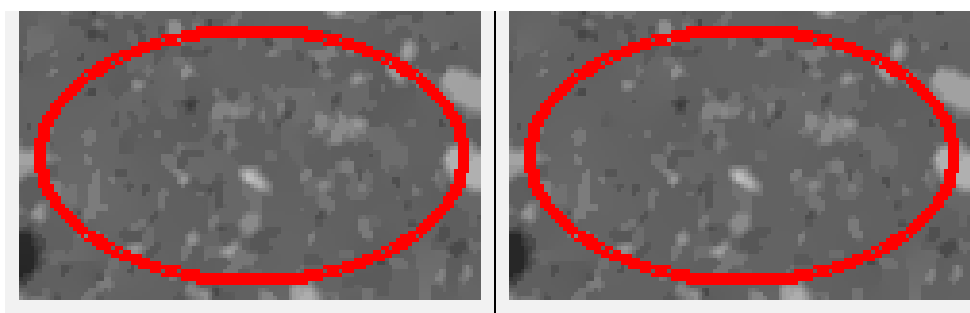
Com base nas alterações sugeridas a aplicação do filtro aconteceu no processamento dos volumes da escala macro de ambos os ensaios. Isso é feito pela simples adição de um componente de filtragem a partir da carga do volume raw e o estabelecimento do número de iterações no Imago3D. Após a aplicação um novo volume conterà os dados filtrados e estará pronto para o procedimento de classificação.

A tabela 4 demonstra os efeitos da difusão sobre os dados da escala macro. A elipse sem vermelho é a área região que está em evidência para ser observada, cortada em cada quadro de acordo com as iterações a qual a imagem original foi submetida.

Neste recorte pode-se observar em detalhes a evolução da difusão, principalmente quando se compara diretamente os recortes para 50 e 200 iterações da difusão naquele local. Também é mais fácil observar os detalhes a partir da imagem do ensaio S11, pois este obteve mais homogeneidade ao se chegar em 200 iterações como parâmetro.

Tabela 4 – Recorte para observação dos efeitos do filtro com diferentes valores para iteração.

<p>E11 – ROI ORIGINAL</p>  A grayscale micrograph showing a porous material with various sized particles. A small red circle highlights a specific region of interest in the upper right quadrant.	<p>E11 – 50 ITERAÇÕES</p>  A zoomed-in view of the region highlighted in the original image, showing a blurred and smoothed appearance. A red circle outlines the entire zoomed area.
<p>E11 – 100 ITERAÇÕES</p>  A zoomed-in view of the region highlighted in the original image, showing a more blurred and smoothed appearance than the 50-iteration version. A red circle outlines the entire zoomed area.	<p>E11 – 200 ITERAÇÕES</p>  A zoomed-in view of the region highlighted in the original image, showing a very blurred and smoothed appearance. A red circle outlines the entire zoomed area.
<p>S11 – ROI ORIGINAL</p>  A grayscale micrograph showing a porous material with various sized particles. A small red circle highlights a specific region of interest in the lower left quadrant.	<p>S11 – 50 ITERAÇÕES</p>  A zoomed-in view of the region highlighted in the original image, showing a blurred and smoothed appearance. A red circle outlines the entire zoomed area.
<p>S11 – 100 ITERAÇÕES</p>	<p>S11 – 200 ITERAÇÕES</p>

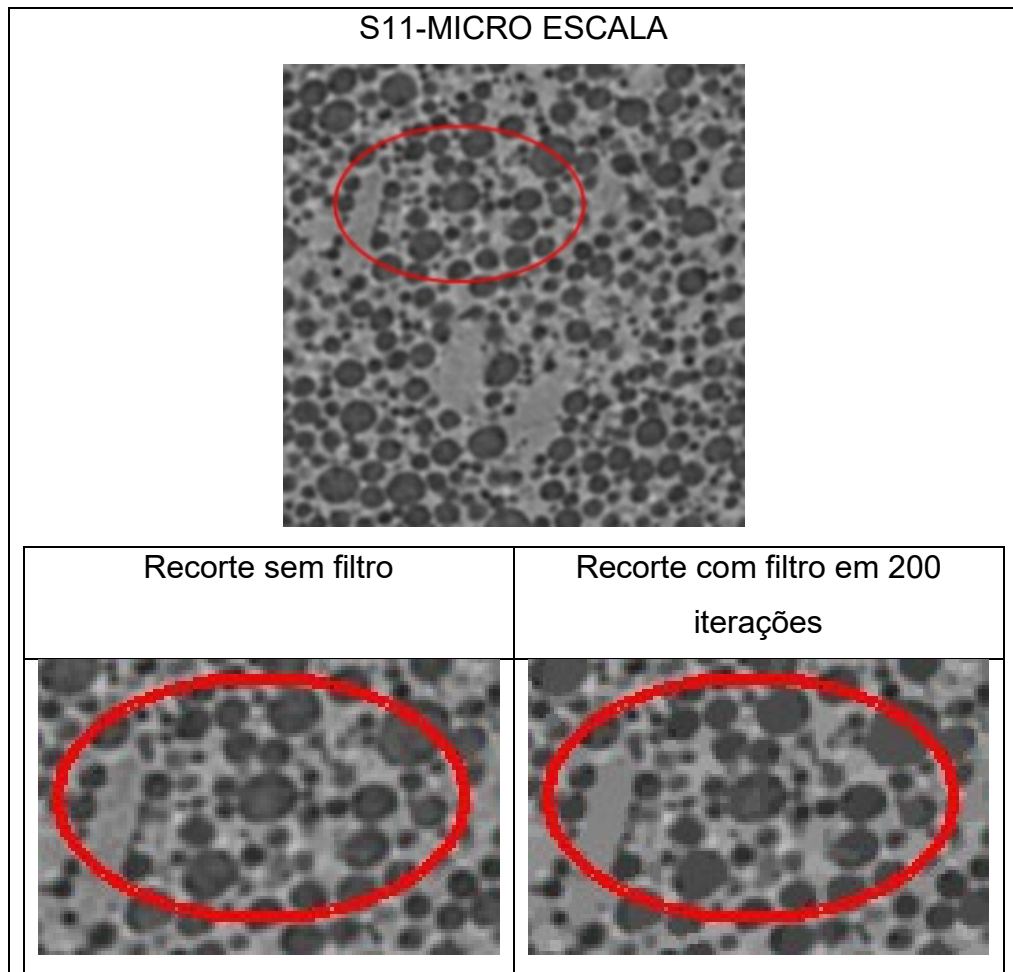


Vale ressaltar que o parâmetro de iteração acabou sendo estabelecido em 200, uma vez que ele foi muito eficiente em homogeneizar as flutuações principalmente da fase que será tratada adiante como não decidida, ou seja, não é apresentada nem como poro nem como sólido sendo necessário o tratamento multi-escala neste meio.

Na escala micro, considerou-se que qualquer filtragem ao invés de atuar como fator estabilizador, atuava diminuindo a variabilidade e por consequência misturando o gradiente definido entre as regiões. Este efeito acarreta em uma piora da fase da classificação que era realizada na sequência por estar misturando a área interna com a borda, assim a classificação fica comprometida por não ser muito precisa na separação de somente 2 fases requeridas para estes volumes na micro-escala. Para observar os resultados da aplicação do filtro na imagem da micro-escala pode-se consultar a tabela 5 onde é colocada somente uma imagem do ensaio E11 com 200 iterações do filtro. Também como anteriormente fazemos um recorte para deixar em evidência somente uma região, o que permite melhor avaliação.

Como podemos ver na Tabela 5, no centro do recorte tem um poro quase esférico que internamente possui um conjunto de pixels mais claros, os quais formam uma espécie de “estrela”, nota-se que após a filtragem ficou mais claro esta forma, no entanto, a cor da parte mais interna desta estrela é muito semelhante agora a outras áreas de separação entre poro e sólido. Mais adiante, ao expor sobre os efeitos da classificação nas imagens, será mais uma vez pincelado o resultado da filtragem para a micro-escala, a título de descartar esta operação na definição da micro-escala antes da criação da super imagem.

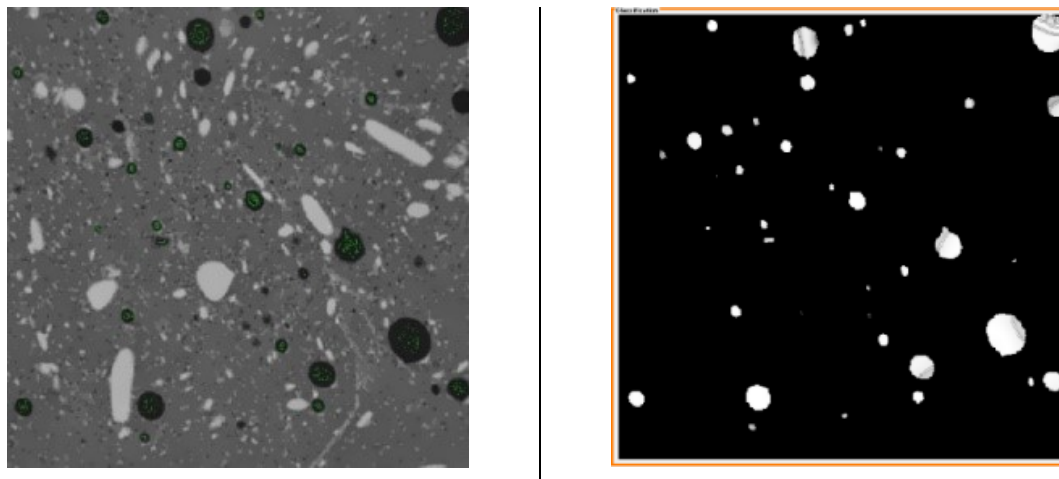
Tabela 5 – Aplicação do filtro para micro-escala e os efeitos que permitem ao classificador misturar a separação de fases.



4.2 Classificação por Mahalanobis

O resultado do polinomial mahalanobis apresentado no Imago3D é uma imagem, cujo os valores podem variar nas tonalidades desde preto até branco, representando respectivamente a probabilidade deste pixel ser completamente não pertencente ao padrão previamente explicitado ou, na outra ponta da escala, ter certeza deste pixel ser pertencente ao padrão. A Figura 22 demonstra o resultado da aplicação do classificador, cujo dados do padrão vem da imagem do grid da Figura 20, ou seja, a partir de 676 pontos selecionados e computação da textura de kernel com tamanho 3x3 no local de cada ponto e em todas as direções.

Figura 22 – Resultado da aplicação do polinomial mahalanobis, para conferencia a direita imagem de origem com os pontos selecionados, a esquerda o resultado da classificação.



Também observa-se que os poros resultantes não estão com todos os pixels em branco, isso porque a variabilidade dos pontos selecionados não foi o suficiente para descrever todas as variações de cinza escuro (quase preto) das quais imaginava-se que descreveria os poros, não podemos ver essas variações a olho nu, porque os dados desenhados na tela seguem o padrão RGB com 8 bits por canal, ou seja, 256 níveis de cinza, e o dado raw original está distribuído em uma escala de 16 bits, ou seja, com variação de 0 até 65535. Sendo assim, os valores entre meio do branco e o preto indicam que probabilidade de pertencer ao padrão está em 70 ou 80%, e são de fato pertencentes ao padrão.

Pelo fato da resultante ser uma probabilidade de pertencer ao padrão, a saída ainda não está decida, uma vez que podemos aceitar que acima de 60% de probabilidade é pertencente ao padrão ou aumentar o limite e afirmar que somente acima de 90% pertenceria ao padrão. Por isso é realizado um threshold desta imagem tendo em vista a distribuição destas probabilidades em um histograma e uma melhor visão, agora guiados por um valor retirado dos dados distribuídos, tendo maior precisão na decisão de qual dado está sendo tratado entre uma classe ou outra.

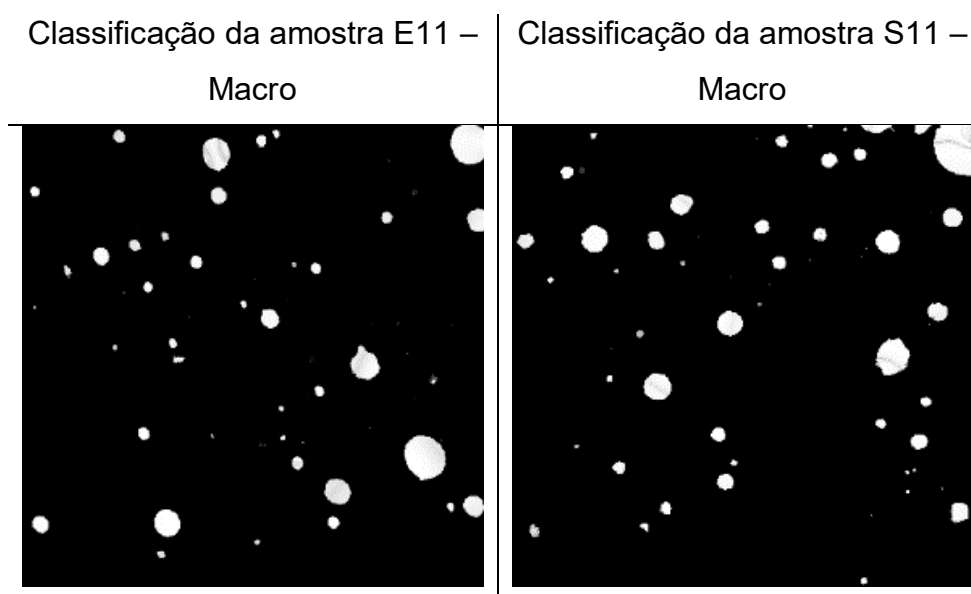
4.2.1 Classificação dos Ensaio E11 e S11

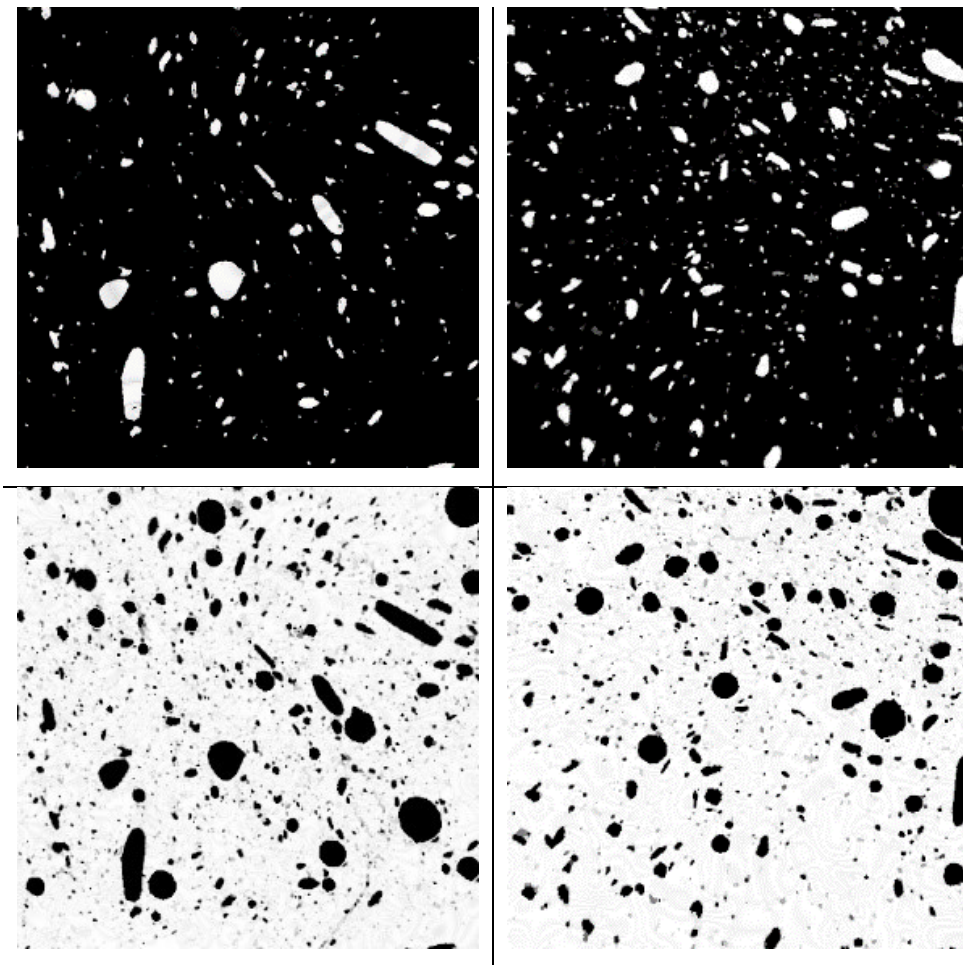
A aplicação da classificação resulta em 3 volumes para a escala macro, sendo respectivamente um volume somente com a classificação de poro, um para os sólidos e um para a fase indefinida. Acontece que pode haver intersecção de classes e esta é resolvida durante a montagem da super imagem, onde serão decididos voxels que podem estar em mais de uma classe.

Faz-se necessário realizar esta divisão na escala macro porque a fase denominada indefinida é a única que permitirá a integração de escala, sendo que o poro e o sólido desta escala continuarão a existir na mesma forma e proporção antes definida pela amostra, e o sistema poroso receberá adição da escala macro para ficar completa entre as escalas.

Para visualizar o resultado da classificação nos ensaios E11 e S11 para a escala macro, podemos observar a tabela 6, em que são apresentados respectivamente os resultados para poro, sólido e fase indefinida do volume da amostra E11 a esquerda e do volume da amostra S11 na coluna da direita.

Tabela 6 – Aplicação da classificação das fases poro, sólido e indefinidas na escala macro das amostras E11, a esquerda e S11 a direita.





Convém lembrar que o branco indica maior probabilidade do voxel pertencer a classe definida, por isso as imagens da última linha da tabela são mais brancas, por estarem sendo classificadas procurando somente a fase indefinida.

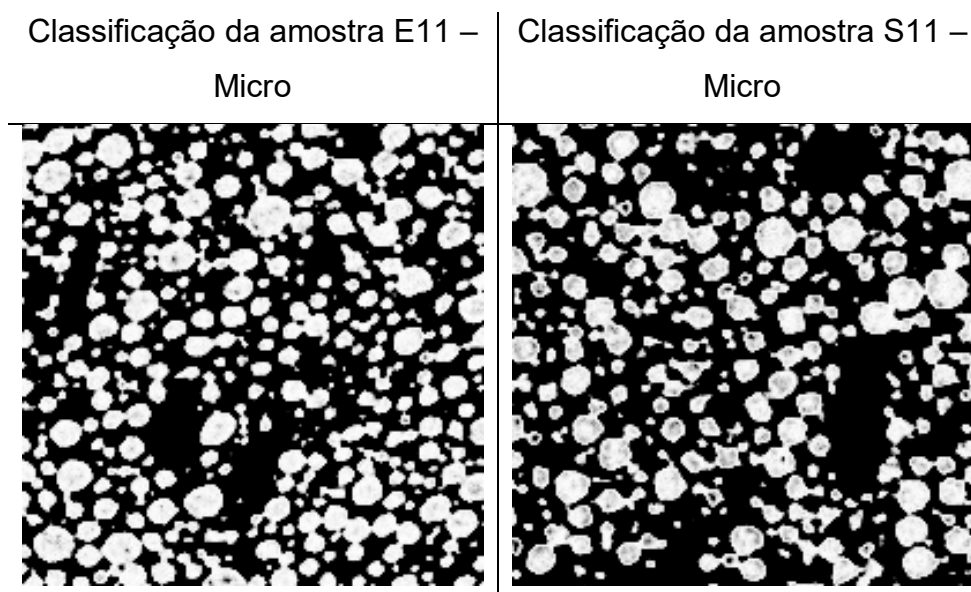
Também existem nuances de cinza bem misturados aos dados, estes serão melhor separados pelo procedimento seguinte, ou seja, no threshold serão bem decididos a qual classe pertencer, podendo inclusive mudar de classe no momento de realizar a integração das escalas caso a presença de uma mesma posição indicar 2 classes já previamente definidas.

A imagem exibindo a classe sólido do ensaio S11 tem mais voxels pelo meio da escala indicando maior dificuldade para decidir se estes serão assumidos como pertencentes à classe sólido.

Para as demais pode-se perceber uma excelente separação de fases.

Agora, na tabela 7, temos os resultados da aplicação da classificação sobre os ensaios E11 e S11, mas agora na escala micro.

Tabela 7 – Aplicação da classificação das fases poro e sólido na escala micro das amostras E11, a esquerda e S11 a direita.



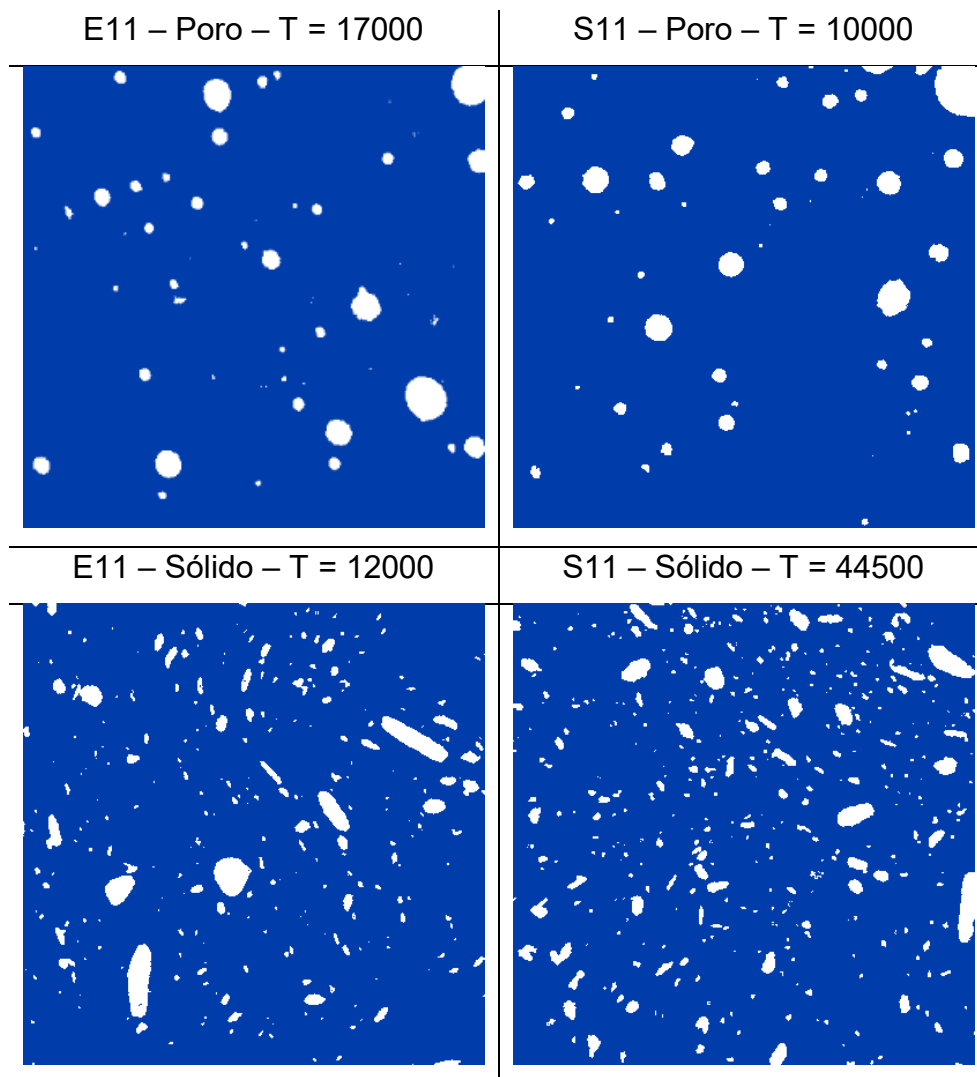
Observamos somente uma imagem de classificação, onde o alvo é somente o poro, nas representações em branco. Como havíamos mencionado anteriormente a amostra do ensaio S11 nesta escala acaba podendo ser mais difícil em decidir a fase poro, apresentando porções maiores de voxels em cinza, demandando de maior atenção ao separar estes voxels na fase subsequente.

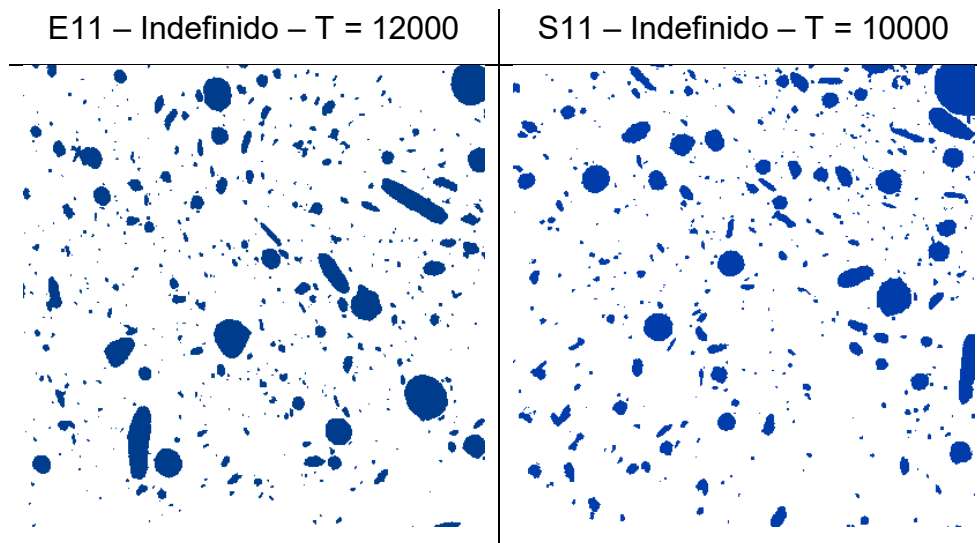
De maneira geral a separação das classes foi bem-sucedida, sendo que cada padrão precisa ser somente uma vez determinado e pode ser executado em qualquer volume destes ensaios nas classes para as quais foram estes definidos. No total tem-se 8 padrões selecionados a partir do recorte definido nos ensaios, sendo 6 (poro, sólido e indefinido para cada ensaio) para a escala macro e 2 (poro e sólido para cada ensaio) para a escala micro. A escala macro depende de melhor separação por ser o alvo principal para a integração das escalas.

4.3 Separação de Fases

Na tabela 8, é demonstrado o resultado da aplicação do threshold nos dados classificados anteriormente, sendo a coluna da esquerda referentes ao ensaio E11 e os da direita do ensaio S11, ambos na escala macro, sendo as linhas respectivamente a decisão aplicada para os poros, sólidos e a fase indefinida. Para melhorar a visualização serão representados os dados alvo (poro, sólido e indefinido) em branco e o resto em azul.

Tabela 8 – Aplicação de threshold das fases poro e sólido na escala macro das amostras E11e S11.

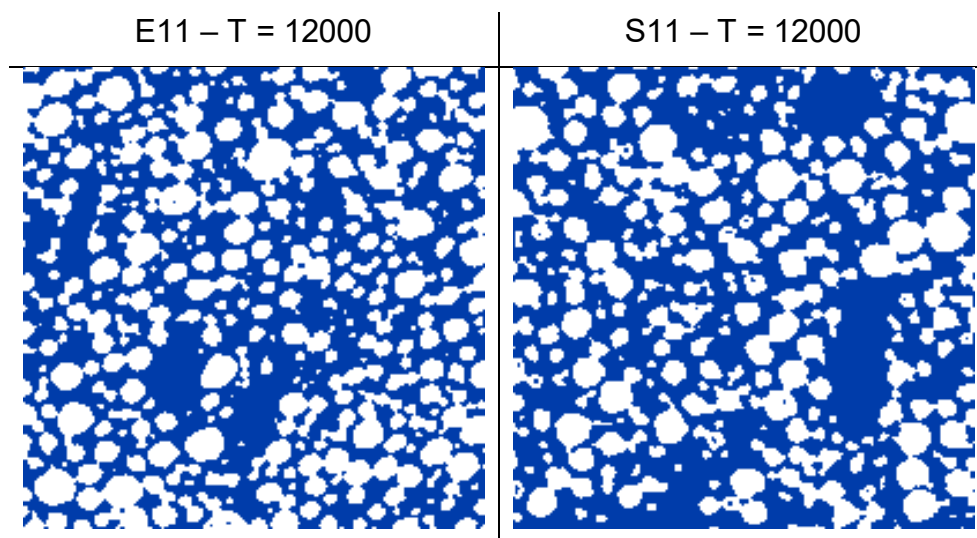




Como podemos observar na tabela o parâmetro de threshold T varia bastante, sendo a sugestão inicial de otsu somente uma sugestão.

Agora na tabela 9, são mostrados os resultados da aplicação do threshold nas amostras da escala micro para ambos os ensaios. Aparece de maneira simplificada porque somente é requerido que a classe seja poro ou sólido, logo somente um volume resultante de cada amostra respectivamente. Mais uma vez para facilitar a visualização vamos expor a classe poro em branco e a classe sólido em azul.

Tabela 9 – Aplicação de threshold das fases poro e sólido na escala micro das amostras E11e S11.



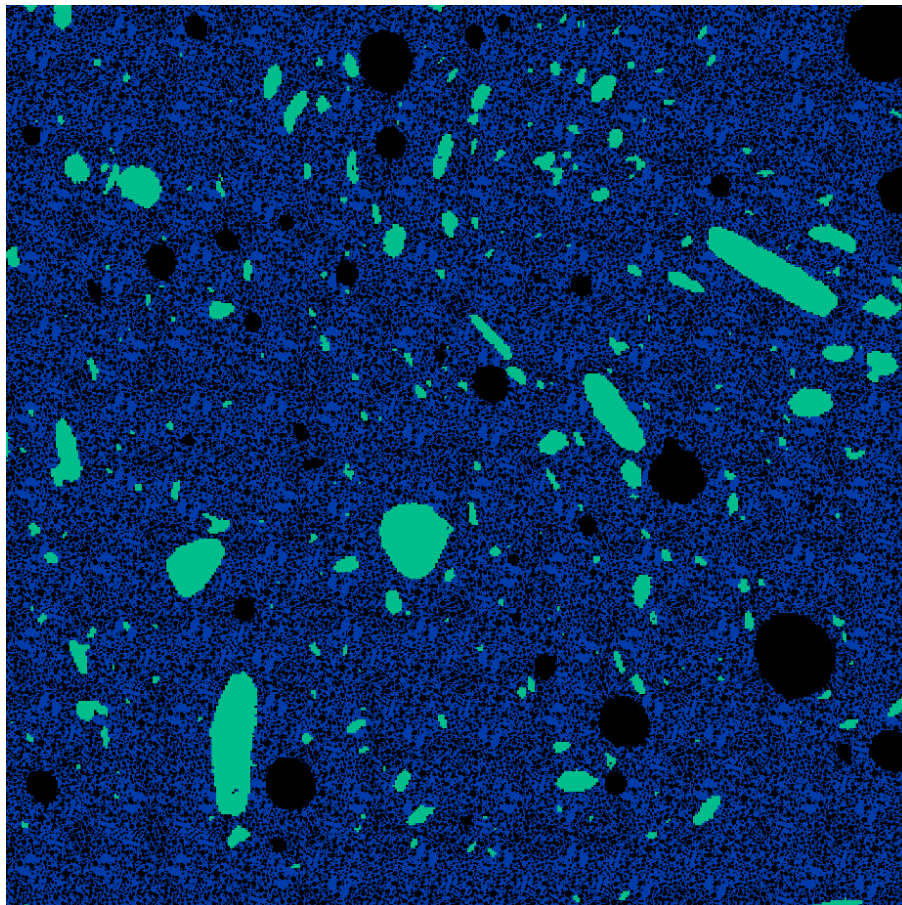
Notamos que as conexões entre os poros da amostra S11 para a escala micro acaba por ter conexões mais finas, denotando melhor a questão de menor

homogeneidade apresentados pela aquisição dessa amostra ser mais “borrada” que a da amostra E11. O valor de threshold T foi igual para ambos os ensaios na escala micro.

4.4 Composição de Escalas

O volume de integração é um volume grande, uma vez que precisamos acondicionar os objetos da escala macro visto na proporção da escala micro. Para o nosso caso como a amostra da escala macro é de 400^3 voxels o volume resultante terá 6 vezes este tamanho, ou seja, 2400^3 voxels ao tamanho em memória de 12.87 GB, respeitando o limite de 14,55 GB estabelecidos na fase de amostragem.

Figura 23 – Imagem demonstrativa da união de escalas (2400 de altura e largura). Em preto são apresentados os poros, em verde são os sólidos e em azul também são os sólidos, mas obtidos a partir da escala micro.



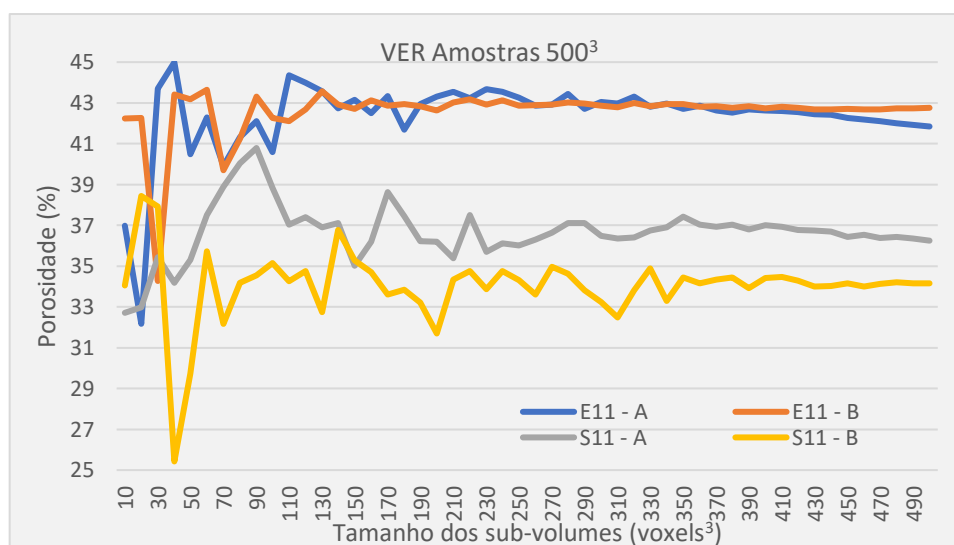
Com esta amostragem foi possível executar a leitura e outro procedimento de caracterização no mesmo computador, tendo este pelo menos 32 GB de memória.

Uma imagem representando o resultado da integração das escalas no ensaio E11 é apresentado na Figura 23, onde a título de orientação os poros estão em cor escura, os sólidos em um tom esverdeado e a escala indefinida está na cor azul, apesar de ser também pertencente a fase sólido. Mas a título de processamento subsequente tudo o que não é poro passa agora a ser sólido, onde a re-amostragem é tratada somente com 2 cores, sendo os sólidos em cor azul.

4.5 Caracterizações nas Amostras de 500³

O primeiro procedimento de medida realizado sobre as amostras retiradas do volume de múltiplas escalas é o Volume Elementar Representativo (VER), e este nos fornece um indício de qual tamanho de volume aproximadamente mantém-se estável a porosidade.

Figura 24 – VER aplicado nas amostras de 500³.

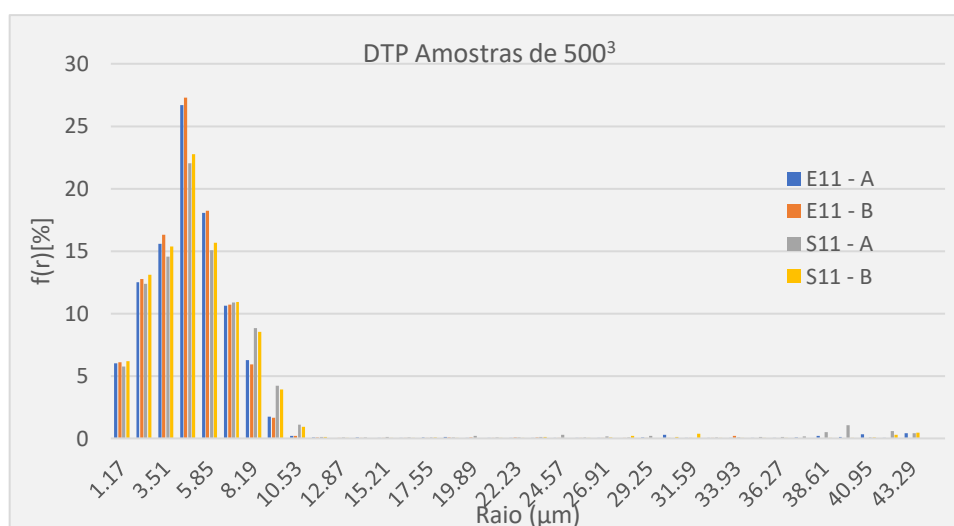


De posse deste resultado podemos averiguar se o tamanho da amostra retirada está aproximadamente adequado, em termos de porosidade, para prosseguir com as próximas medidas.

Para observação dos resultados da aplicação de VER, é colocada a Figura 24, cujo o gráfico é a variação observada para a porosidade de acordo com um tamanho de amostragem arbitrário. Observa-se que as amostras para o ensaio E11

na super-imagem chegam a um patamar mais estável no tamanho aproximado de 320^3 voxels, enquanto que isto vai ocorrer a aproximadamente 380^3 voxels para o caso das amostras de S11.

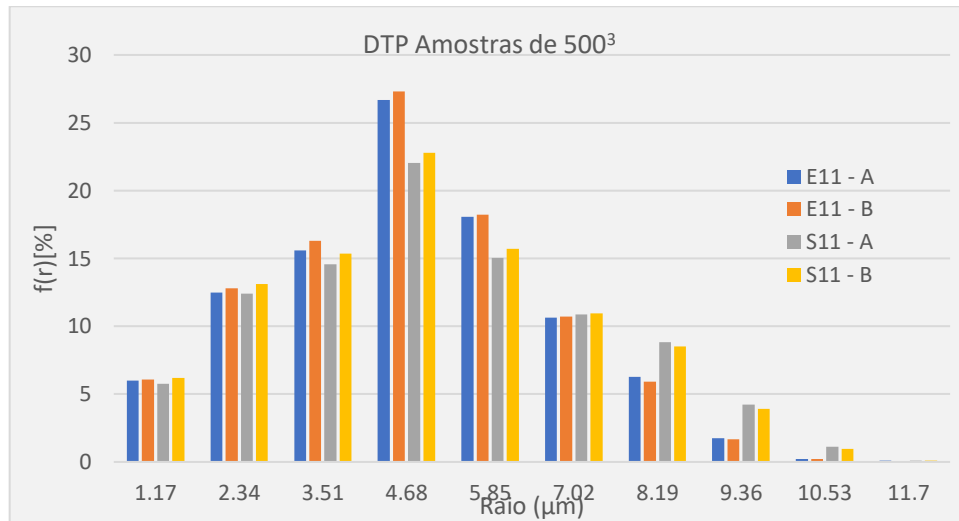
Figura 25 – DTP aplicado nas amostras de 500^3 .



Seguindo nas medidas, é aplicado o algoritmo de distribuição de tamanho de poros, afim de determinar a variabilidade dos poros e observar se o poro predominante é de fato o mais presente na amostra anterior ao volume de múltiplas escalas, os quais serviram de base para sua construção. O intuito é observar se a porosidade destes volumes é aproximada com os apresentados nos volumes de formação deste material. Pode-se observar na imagem da Figura 25 a DTP para as amostras de tamanho 500^3 obtidos com a abertura morfológica.

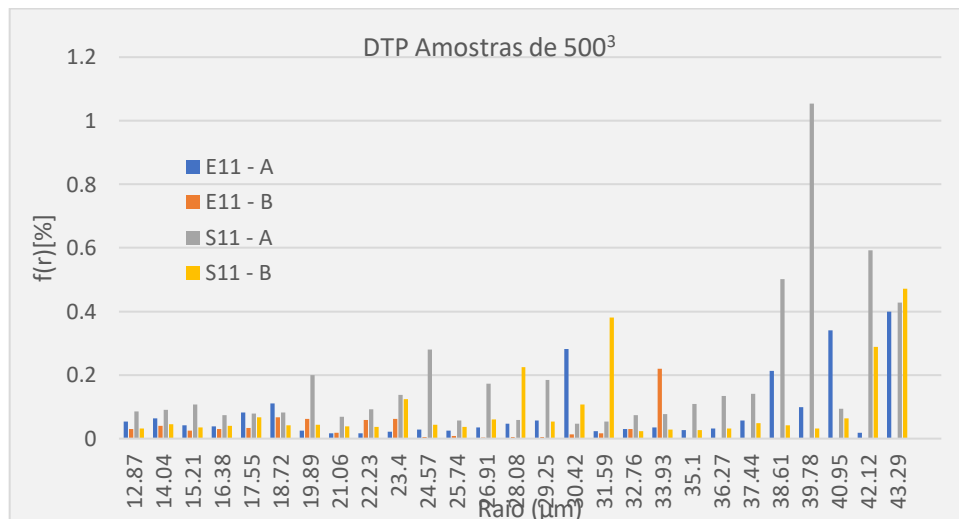
Entretanto, destaca-se que predominantemente os raios de poros de até $9 \mu m$ estão mais presentes, uma vez que a área da fase indefinida era muito grande e agora preenchida com a informação da micro escala tenderia a ter mais poros nestas dimensões de poro.

Figura 26 – DTP aplicado nas amostras de 500³, somente raios até 12 μ m.



Como observou-se que houve uma grande variabilidade de tamanho de poros e muito pouco pode ser observado a partir dos 11 μ m de raio, optou-se para melhor visualização dos dados de DTP, dividir o gráfico em 2 partes, o primeiro apresentado na Figura 26 tem somente os raios até 12 μ m, e na Figura 27 é mostrado os raios acima de 12 μ m.

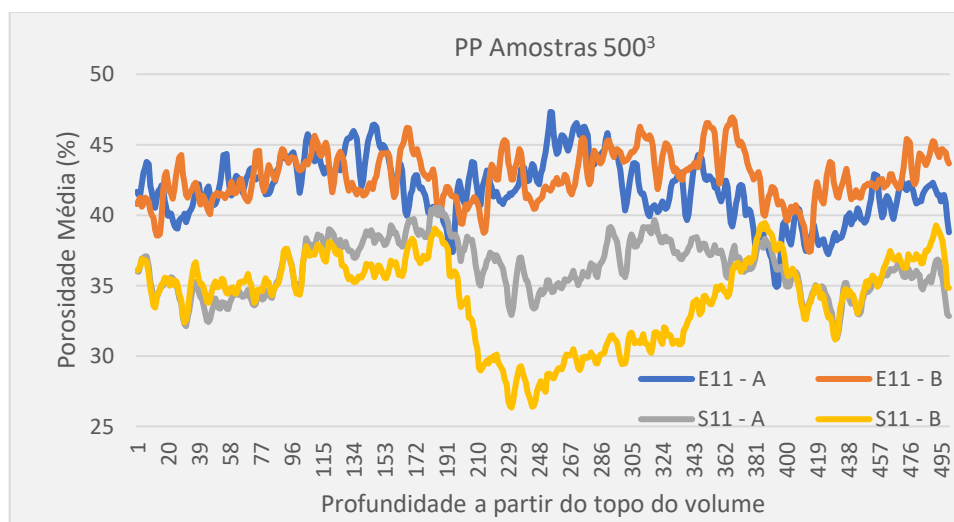
Figura 27 – DTP aplicado nas amostras de 500³, somente raios maiores que 12 μ m.



Seguindo com a medição do sistema poroso, partimos para uma observação da porosidade média por fatia do volume, esta medida nos auxilia a ter uma visão geral da distribuição da porosidade dentro do volume, útil para observar discrepâncias

muito grandes e encontrar os indícios de grandes cavidades no volume, segue na Figura 28 o gráfico dos dados observados para esta medida.

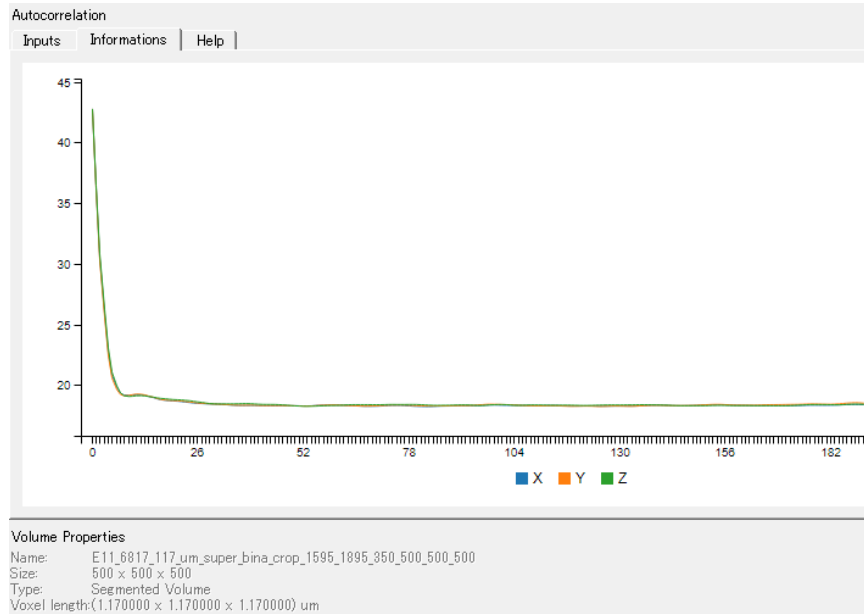
Figura 28 – PP aplicado nas amostras de 500³.



O perfil de porosidade indica que a amostra partindo de S11 gerou maior variabilidade de tamanho médio de poro por fatia, destacando-se principalmente a amostra S11- B com menor porosidade a medida que se aproxima do centro, indicando maior presença de sólido da escala macro inserida ali.

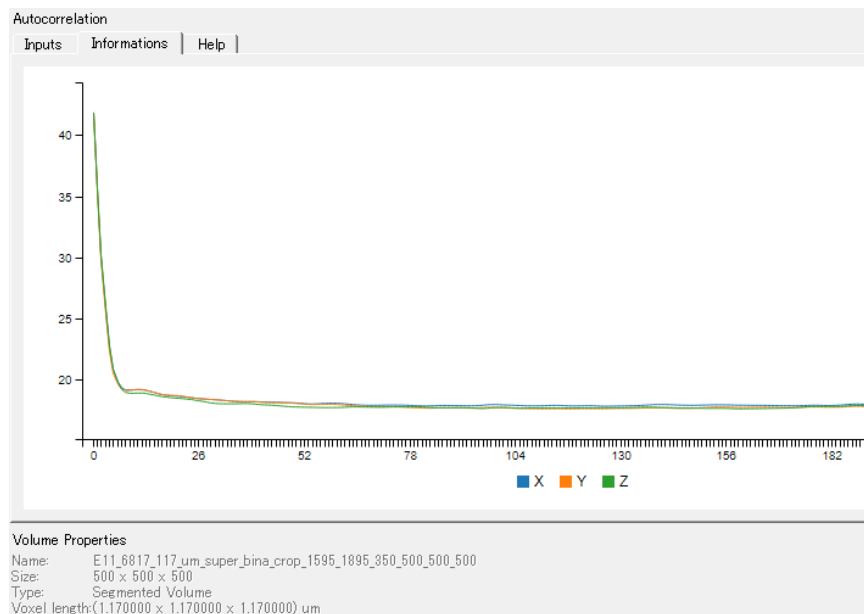
Para as medidas de auto-correlação (ATC), será apresentado para cada amostra um gráfico, visto que cada um possui uma série para X, Y e Z, e coloca-los no mesmo gráfico causaria muita confusão para observar esta medida. Primeiramente para a amostra E11 – A o gráfico da Figura 29 é apresentado:

Figura 29 – ATC aplicado na amostra E11 – A de 500^3 .



Para todas as amostras há um indicativo de estabilidade mais ou menos na mesma posição para a auto-correlação. Para observar a auto-correlação da amostra E11 – B segue o gráfico da Figura 30.

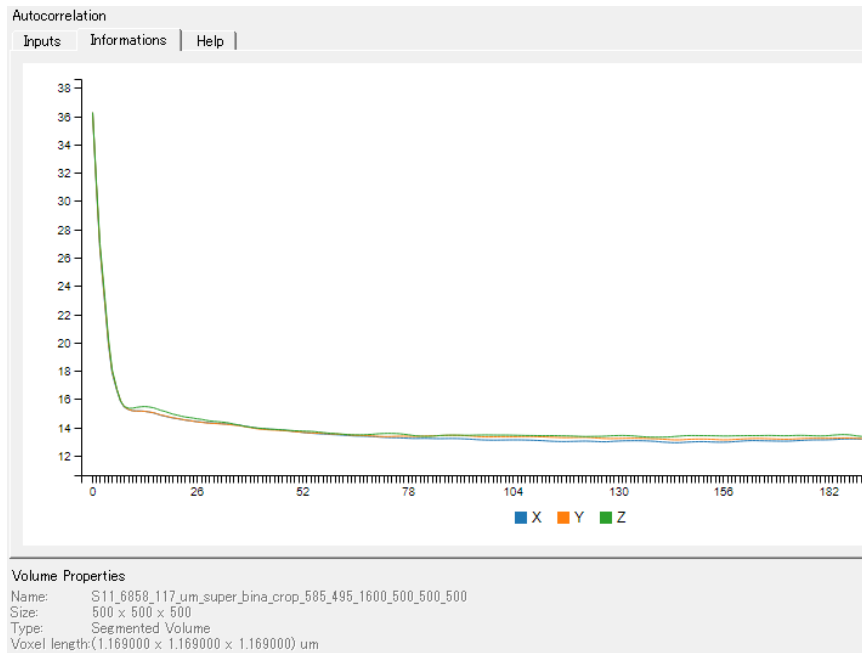
Figura 30 – ATC aplicado na amostra E11 – B de 500^3 .



Seguindo agora para a amostra originária de S11 – A, observamos a Figura

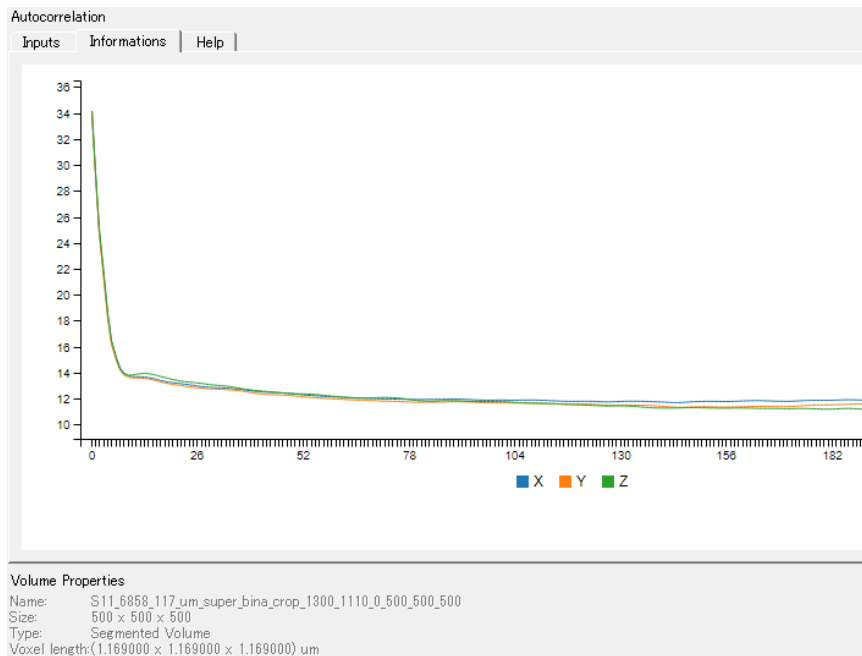
31:

Figura 31 – ATC aplicado na amostra S11 – A de 500^3 .



E finalmente a auto-correlação de S11 – B, na Figura 32:

Figura 32 – ATC aplicado na amostra S11 – B de 500^3 .



Dando sequência as medidas de caracterização, será apresentado a fração de poros das amostras na tabela 10:

Tabela 10 – Porosidades observadas nas amostras de 500³.

Amostra	Porosidade (%)
E11 – A	41.84
E11 – B	42.75
S11 – A	36.25
S11 – B	34.16

Ambas as porosidades por ensaio ficaram semelhantes, com a porosidade do ensaio E11 ligeiramente maior.

Também foi tabelado as permeabilidades de cada amostra e para direção conforme é apresentado a seguir:

Tabela 11 – Médias de permeabilidade observadas nas amostras de 500³.

Amostra	Eixo X	Eixo Y	Eixo Z	Média XYZ	Média Ensaio
E11 – A	34.06	25.50	27.19	28.92	29.135
E11 – B	33.95	25.66	28.43	29.35	
S11 – A	28.84	23.94	26.42	26.4	24.38
S11 – B	25.52	18.25	23.31	22.36	

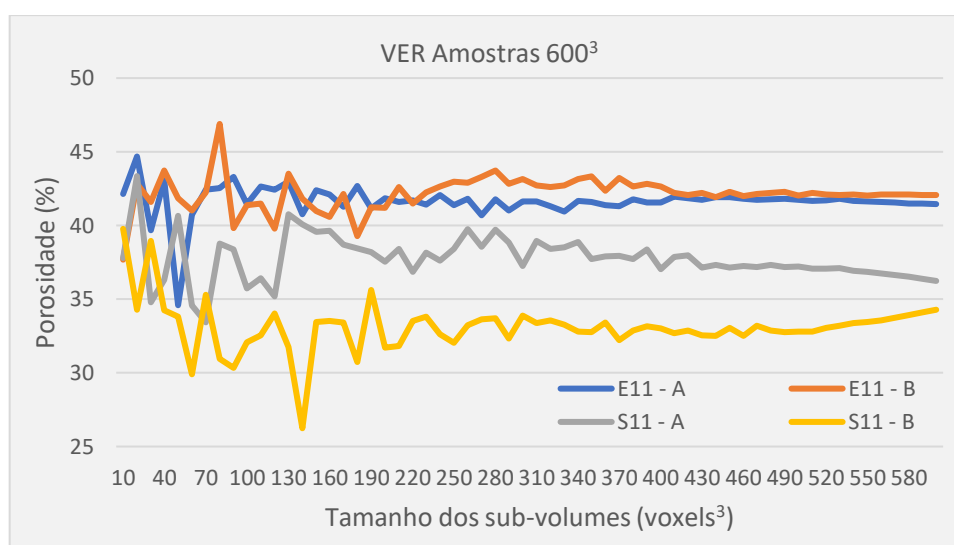
Analogamente a porosidade, a permeabilidade intrínseca por ensaio também mostraram-se similares, sendo que S11 – B, apresentou a menor permeabilidade, ocorre que esta amostra também apresenta a menor porosidade.

Finalizado as medidas de caracterização das amostras de 500³ seguimos para o mesmo procedimento nas amostras de 600³, as quais são apresentadas no próximo item.

4.6 Caracterizações nas Amostras de 600³

A mesma sequência de medidas de caracterização o qual foi aplicado no item anterior é novamente aplicado, mas agora para as amostras de tamanho 600³, iniciamos com VER deste conjunto, conforme pode ser observado na Figura 33.

Figura 33 – VER aplicado nas amostras de 600³.



Da mesma maneira houve resultados de tamanho similares, e da mesma forma como nas amostras de 500³, a amostra do ensaio S11 aparece com maior variabilidade e fica mais estável, ou seja, dentro da área // (descrevendo a porosidade representativa do volume, seção 2.1.3.3) com um pouco mais tamanho de volume.

Já para o DTP, gráfico geral é o da Figura 34, e da mesma forma como anteriormente explanado, para observar melhor as variações e as pequenas frações pertencentes aos maiores raios, o gráfico foi dividido em 2, um com os raios de 1 a 30 μm , na Figura 35, e no próximo de 30 ao final da escala (raio de 74 μm), na Figura 36.

Desta vez houve maior variabilidade de raios presentes na amostra, apesar de que, da mesma forma a maior participação na fração de poro seja de poros de raios menores, exceto pela presença de poros maiores que $70 \mu\text{m}$, que acabam participando em baixa quantidade, mas em significativa fração de poro.

Figura 34 – VER aplicado nas amostras de 600^3 .

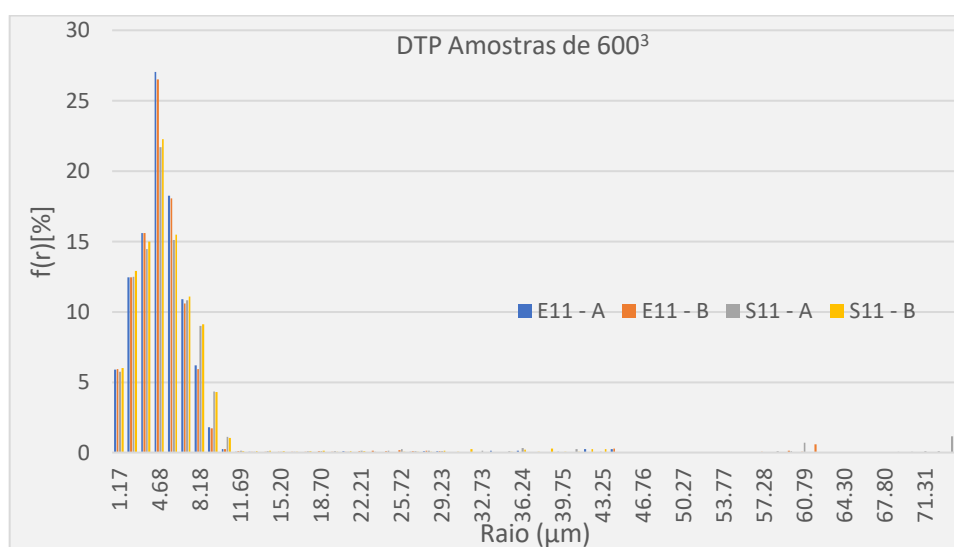


Figura 35 – DTP aplicado nas amostras de 600^3 , somente raios até $30 \mu\text{m}$.

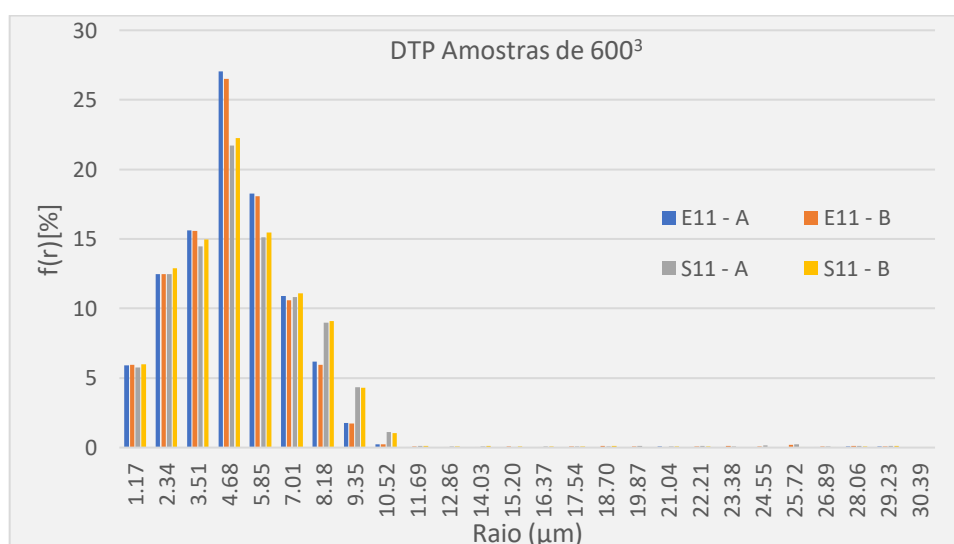
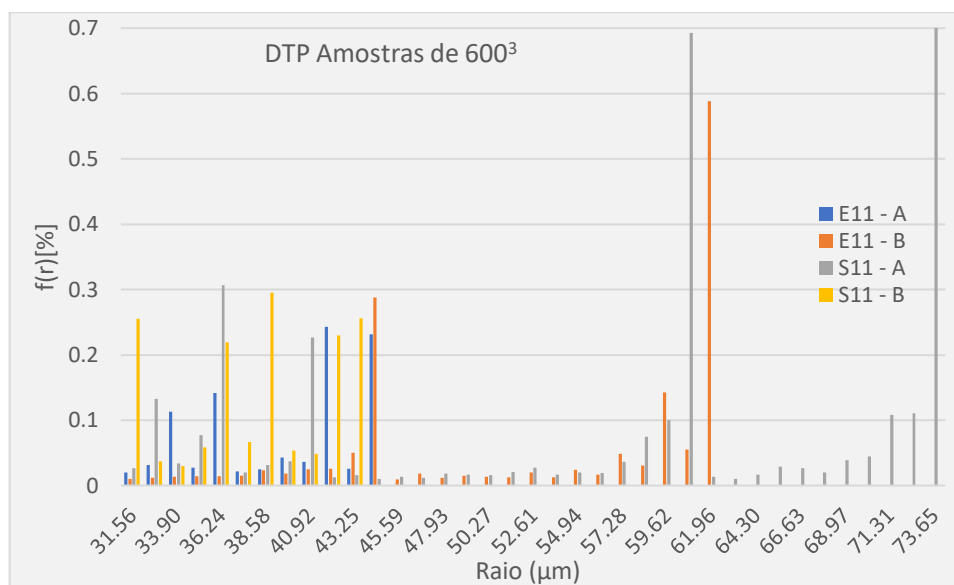
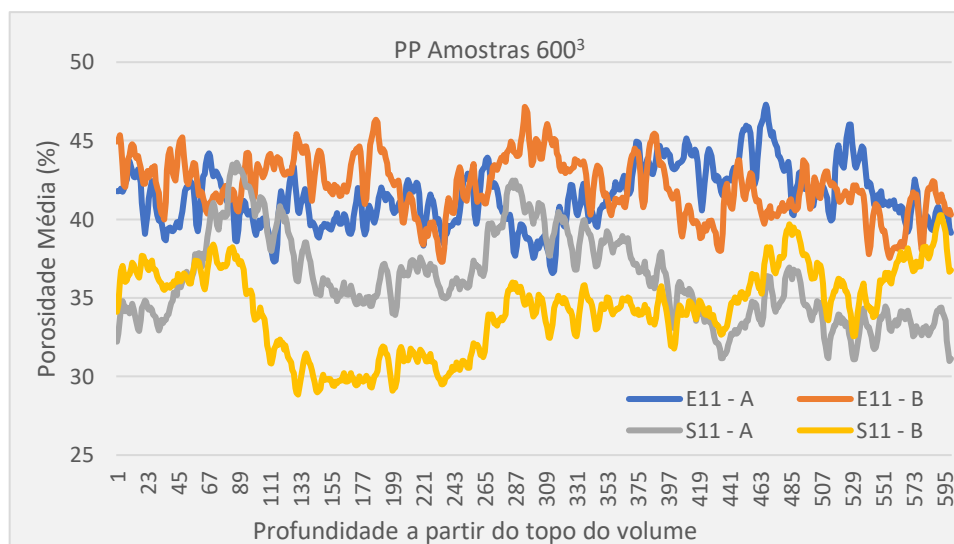


Figura 36 – DTP aplicado nas amostras de 600³, somente raios maiores que 30 μm .

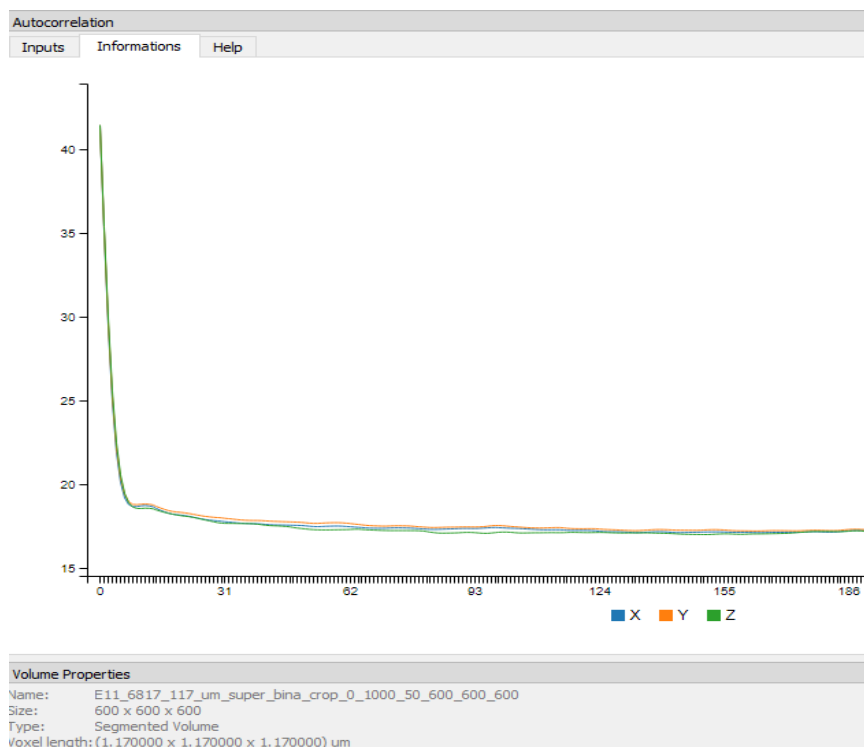


A próxima medida será o perfil de porosidade destas amostras resultando no gráfico da Figura 37. Observa-se idêntico comportamento na porosidade média, sendo as amostras oriundas do ensaio S11 mais variáveis e com menor porosidade.

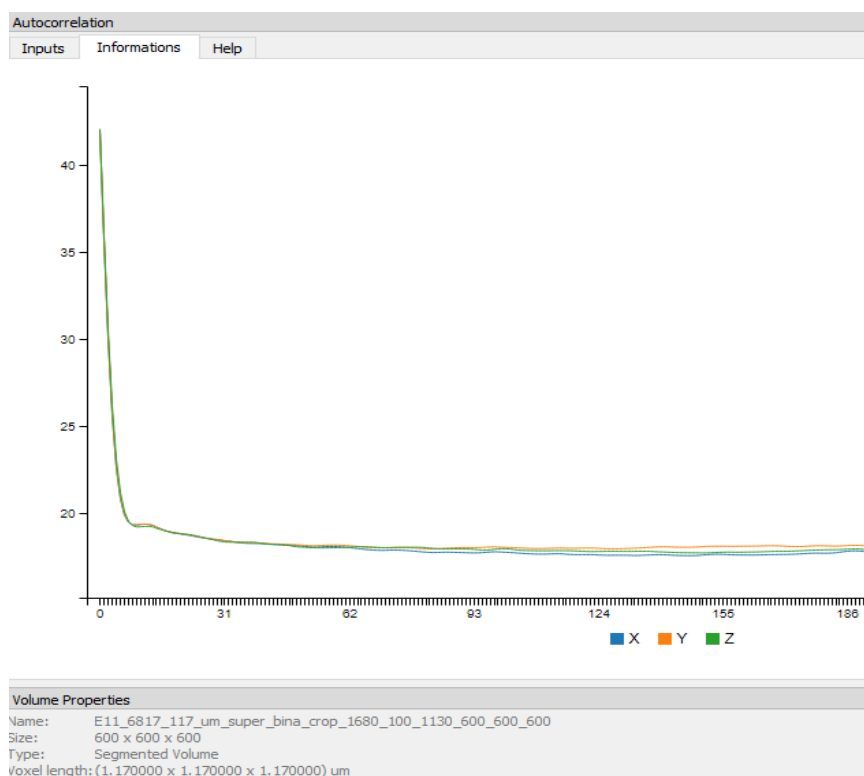
Figura 37 – PP aplicado nas amostras de 600³.



Novamente para as medidas de ATC, será apresentado para cada amostra um gráfico. Primeiramente da amostra E11 – A, na Figura 38.

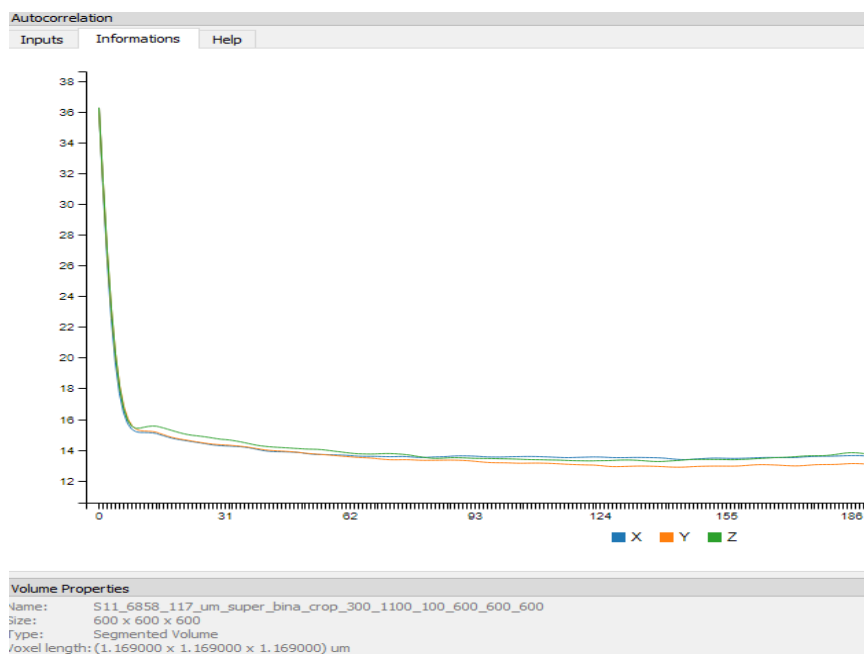
Figura 38 – ATC aplicado na amostra E11 – A de 600^3 .

Para E11 – B tem-se o gráfico da Figura 39.

Figura 39 – ATC aplicado na amostra E11 – B de 600^3 .

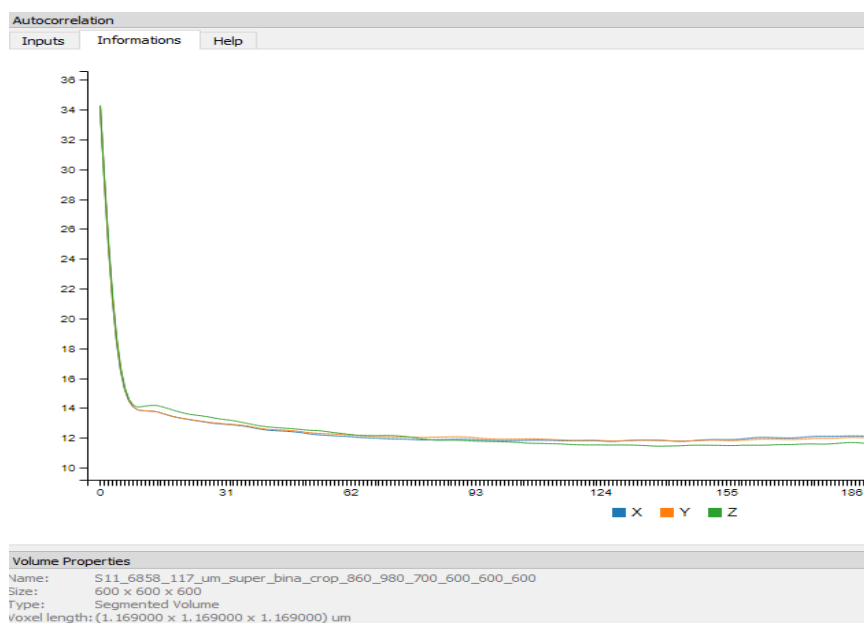
Agora para S11 – A, observa-se a Figura 40.

Figura 40 – ATC aplicado na amostra S11 – A de 600^3 .



E por fim, para a o ATC da última amostra é visualizada na Figura 41.

Figura 41 – ATC aplicado na amostra S11 – B de 600^3 .



Agora seguimos apresentando a fração de poros das amostras, como segue na tabela 12, sendo muito similares por ensaio, e menores para as amostras do ensaio S11.

Tabela 12 – Médias de porosidade observadas nas amostras de 600³.

Amostra	Porosidade (%)
E11 – A	41.45
E11 – B	42.06
S11 – A	36.24
S11 – B	34.27

Mais uma vez foi tabelado as permeabilidades de cada amostra em cada direção de permeabilidade, agora nas amostras de 600³ e apresentado na Tabela 13, também ocorre que a permeabilidade apresenta-se ligeiramente menor nas amostras com menor porosidade e bem semelhantes entre as amostras do mesmo ensaio.

Tabela 13 – Médias de permeabilidade observadas nas amostras de 600³.

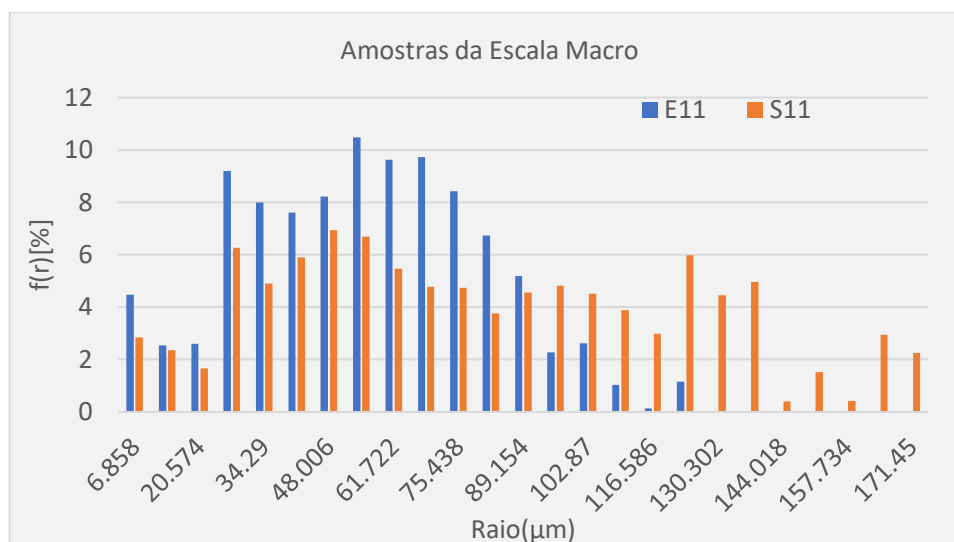
Amostra	Eixo X	Eixo Y	Eixo Z	Média XYZ	Média Ensaio
E11 – A	31.98	25.97	26.54	28.16	29.215
E11 – B	32.15	25.58	33.09	30.27	
S11 – A	23.87	24.29	29.60	25.92	24.04
S11 – B	22.25	20.53	23.70	22.16	

4.7 Caracterização das Amostras de Origem na Escala Macro

Para estes dados de formação original será somente utilizado a caracterização através da Distribuição de Tamanho de poros, do Perfil de Porosidade e a porosidade em si, uma vez que esta escala individualmente não é permeável, quer dizer, que embora com grandes poros esféricos (com diâmetro da ordem de 100mm) estes não são interconectados de forma a ligar as fronteiras da amostra.

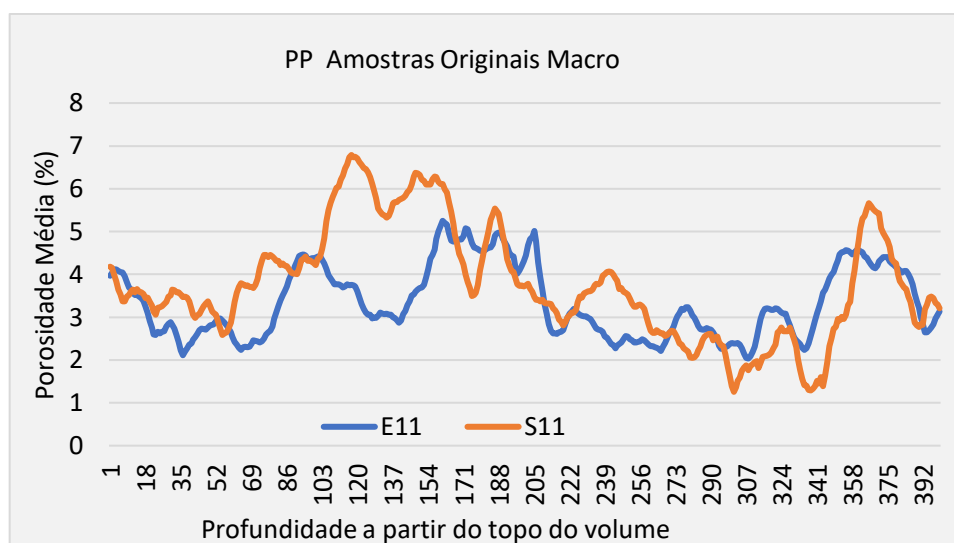
Os gráficos das medidas de DTP com abertura morfológica para as amostras E11 e S11 na escala macro são apresentados na Figura 42.

Figura 42 – DTP aplicado nas amostras originais da macro escala.



Seguindo temos os dados do perfil de porosidade destas amostras, que podem ser vistos no gráfico da Figura 43. São similares as porosidades médias observadas nestes volumes, sendo somente que entre 100 e 160 fatias ocorre uma maior porosidade em S11 e menor em E11 de maneira muito clara apresentada.

Figura 43 – Perfil de porosidade das amostras originais da macro escala.



E por fim temos a porosidade destas amostras, expostas na Tabela 14. Observa-se que a porosidade nesta escala é muito semelhante, acabando por variar um pouco nas re-amostragens já com as escalas integradas.

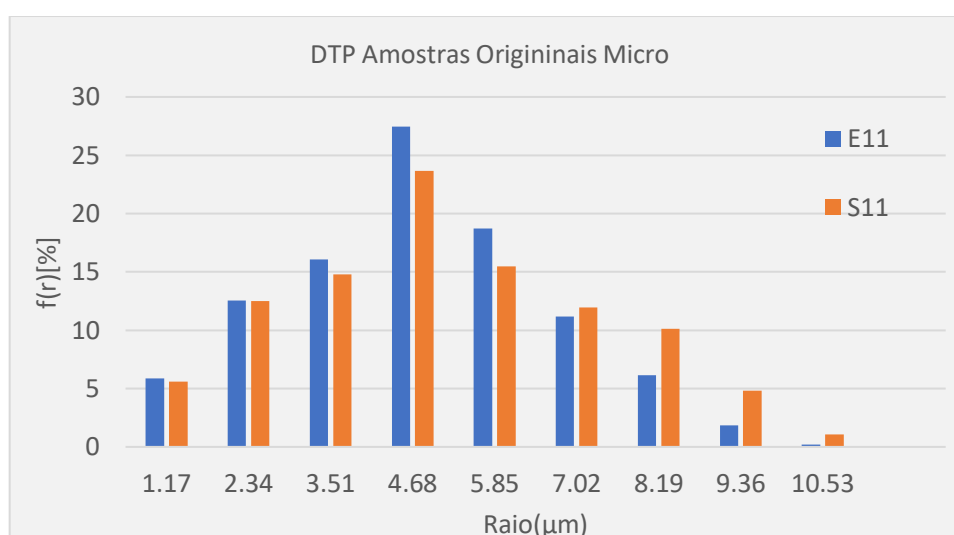
Tabela 14 – Porosidade observadas nas amostras de escala macro.

Amostra	Porosidade (%)
E11	3.35
S11	3.77

4.8 Caracterização das Amostras de Origem na Escala Micro

Agora vamos observar os dados de formação original somente para a escala micro. Neste caso, utilizaremos a caracterização através da Distribuição de Tamanho de Poros, do Perfil de Porosidade a porosidade em si e adicionalmente a medida de permeabilidade.

Figura 44 – DTP aplicado nas amostras originais da micro escala.



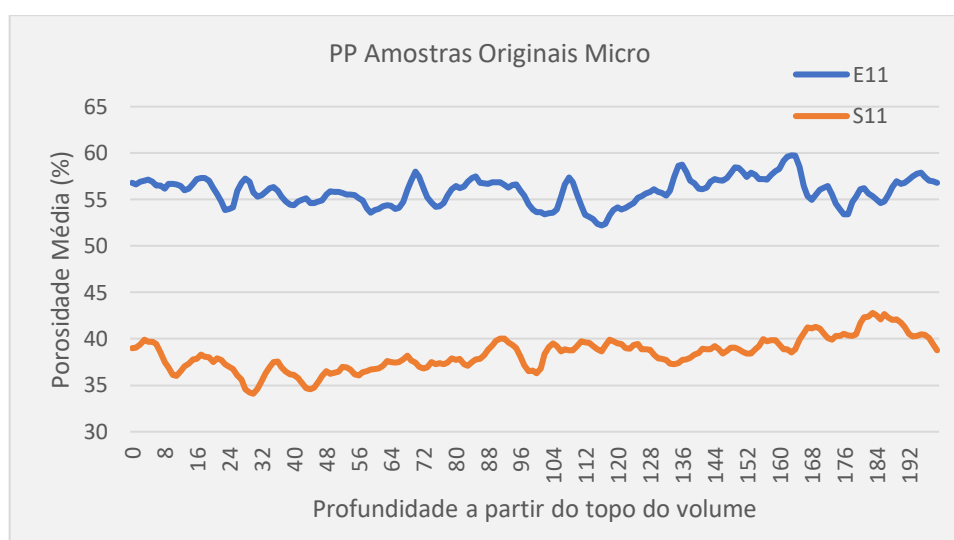
Esta escala individualmente é permeável, sendo a responsável pela conectividade que liga as fronteiras das amostras e também os poros da macro escala.

Para isso segue o gráfico da medida de DTP para E11 e S11 na escala micro, conforme observamos na Figura 44. A DTP destes volumes denotam muita similaridade da distribuição de poros.

Seguindo, temos os dados do perfil de porosidade destas amostras, vistos pelo gráfico da Figura 45.

Diferentemente da DTP quando medida a porosidade médias das amostras da micro escala, observou-se que a porosidade média foi sempre maior para o ensaio E11 o que no final fará a porosidade total ser maior para esta amostra.

Figura 45 – PP aplicado nas amostras originais da macro escala.



E por fim temos a porosidade destas amostras, expostas na Tabela 15, sendo que a amostra S11 possui menor percentual de porosidade.

Tabela 15 – Porosidade observadas nas amostras de escala micro.

Amostra	Porosidade (%)
E11	44.1
S11	38.39

Também foi tabelado as permeabilidades de cada amostra e para cada direção conforme é apresentado a seguir, na Tabela 16, sendo que a permeabilidade acabou sendo muito similar entre os ensaios.

Tabela 16 – Médias de permeabilidade observadas nas amostras da escala micro.

Amostra	Eixo X	Eixo Y	Eixo Z	Média XYZ
E11	43.84	26.25	32.15	34.08
S11	44.25	21.11	32.42	32.59

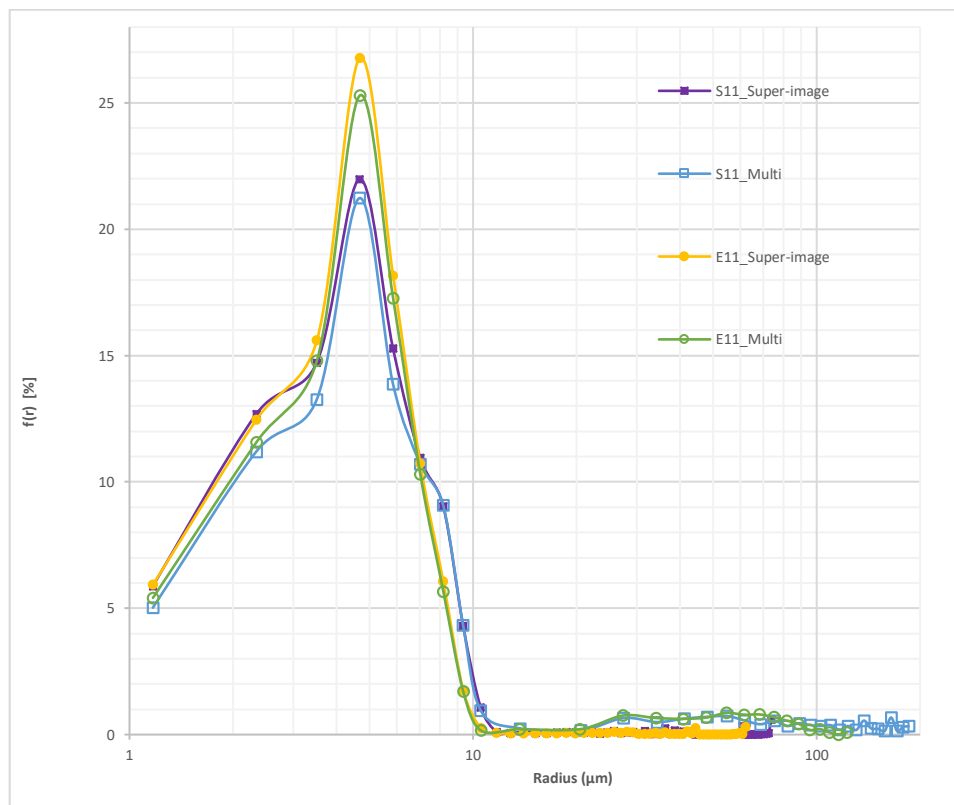
4.9 Integração da DTP das Amostras de Origem

Uma importante parte desta avaliação é a composição da distribuição de poros das duas escalas de forma a se ter a distribuição de poros total usando o modelo matemático de composição multiescala. Este modelo foi explanado no item 2.1.3.6, o qual permite adicionar vários níveis de escalas diferentes e ter o volume da fração de poros total corrigida para cada escala dando uma visão desta distribuição geral de poros com a composição das escalas.

Assim podemos comparar os resultados obtidos com o modelo com os resultados do volume de múltiplas escalas.

Os resultados obtidos com a aplicação do modelo podem ser observados no gráfico da Figura 46, sendo este em escala logarítmica, na qual pode-se observar melhor a distribuição dos poros até 10 μm , os quais ficam predominantes em proporção de volume.

Figura 46 – Comparação das DTP: modelo multi-escala e volume múltiplas escalas (em escala logarítmica).



4.10 Avaliação e Discussão dos Resultados das Caracterizações

O parâmetro de processamento das cerâmicas E11 e S11 que as diferencia é a temperatura de sinterização, sendo igual a 1550°C para a primeira e 1400°C para a segunda. Na avaliação de resultados que seguem deve ser lembrado que o principal objetivo deste trabalho reside no estabelecimento de técnicas de processamento e caracterização de sistemas porosos multimodais tendo-se utilizado apenas uma amostra de cada cerâmica (uma de E11 e uma de S11) como exemplo na aplicação das técnicas. Quer dizer que deseja-se avaliar o potencial das técnicas na caracterização de sistemas porosos bimodais. A análise das diferenças microestruturais, ocasionadas pela diferença de temperatura de sinterização, devem ser consideradas em outros estudos, considerando-se um número de amostras de E11 e de S11 que sejam estatisticamente representativas.

Da análise do volume elementar representativo do volume de múltiplas escalas (Figuras 24 e 33) observa a tendência da microestrutura E11 alcançar a escala de homogeneidade da porosidade antes da microestrutura S11, quer dizer, o valor da porosidade se estabiliza (flutuando em torno de um valor de tolerância) para sub-volumes menores no caso de E11. Observa-se também que tanto para o volume de múltiplas escalas de 500^3 , quanto o de 600^3 , as realizações A e B de E11 fornecem valores mais próximos entre si que as realizações A e B de S11. De fato, observando-se a Figura 28, nota-se que o perfil de porosidade da realização S11-B apresenta, entre as secções 180 e 380 (aproximadamente) uma diminuição significativa na porosidade local, fruto de heterogeneidades locais.

Na Figura 33, fica notável que a amostra E11 tem um comportamento de alcance de VER para cerca de 400 voxels³ enquanto que para a amostra S11 continua um maior valor de flutuação de porosidade que E11.

As funções de auto-correlação corroboram o fato de que a amostra E11 apresenta uma microestrutura mais homogênea e com melhor isotropia. De fato, podemos observar nas curvas de auto-correlação de E11 a menor flutuação e a maior proximidade entre as curvas nas direções X, Y e Z.

Quando observamos as Figuras 26 e 35 podemos notar a grande similaridade entre as distribuições de poros na faixa de tamanho dos menores poros até $12\mu\text{m}$, associados às micro escalas de E11 e S11. Contudo, pode se ver na Figura 36 que, considerando as macro escalas de E11 e de S11, esta última apresenta uma faixa de poros esféricos maiores alcançando cerca de $150\mu\text{m}$ de diâmetro.

O valor de porosidade das amostras E11 e S11 em termos dos volumes de múltiplas escalas são de cerca de 42% e 35%, respectivamente. Também, com a rede de poros foram medidos os valores médios do número de coordenação dos espaços porosos de E11 e S11, os quais são iguais a 4,40 e 4,00, respectivamente. Do ponto de vista da permeabilidade intrínseca consideram-se as duas microestruturas, de E11 e S11, bastante similares. De fato, em ambas tem-se uma macro escala não percolante, quer dizer, o escoamento de um fluido tem sua resistência hidráulica governada pelas micro escalas. Estas micro escalas têm, como visto, distribuições bastantes semelhantes de poros. As permeabilidades intrínsecas, calculadas a partir das redes de poros, são iguais a cerca de 29mD e de 24mD para as amostras E11 e S11 respectivamente. Um valor levemente maior para a amostra E11, a qual

apresenta porosidade total e número de coordenação médio da rede de poros maior que a amostra S11.

Também, deve ser ressaltada a boa concordância entre os valores de porosidade total e de distribuição de tamanho de poros total obtidos medindo-os diretamente nos volumes de múltiplas escalas e calculando-os pelo modelo multi-escala (a partir das medidas nas escalas individualmente), veja-se Figura 46.

5 CONCLUSÃO

De um modo geral, a proposta e o desenvolvimento de um *pipeline* de processamento de imagens, com ênfase na filtragem e segmentação de imagens ternárias, bem como a caracterização morfológica e da permeabilidade de sistemas porosos bimodais foram realizados com sucesso quando se considera a aplicação nos exemplos de cerâmicas descritos neste trabalho. Não determinou-se características deste processamento que impedem a sua aplicação em outros tipos de materiais.

Sob a ótica da segmentação, esta quando não adequada na separação das fases conduzirá, além de valores incorretos de porosidade efetiva e distribuição de tamanho, a valores incorretos da simulação de propriedades de fluxo, como a permeabilidade, pois poderá haver criação ou destruição de conexões entre poros ocasionados pela segmentação. Com vistas a este problema da correta segmentação, pelo uso do polinomial mahalanobis, foi possível fazer a separação bimodal dos pixels e na sequência definir as fases de maneira muito precisa. A correta classificação permitiu separar as fases poro, sólidos e indefinido para a escala macro e poro e sólido para a escala micro. Houve um percentual desprezível ($8.6805e^{-10}$) de pontos que eventualmente estavam em mais de uma classe, os quais foram tratados na fase de integração de volumes.

Também a classificação foi muito sensível permitindo separar precisamente cada fase, sem maiores dificuldades, necessitando apenas de um treinamento para determinar neste tipo de material (com um volume de cada escala), quais os padrões se procuram identificar. O método tem a vantagem de uma vez realizado o treinamento, pode ser aplicado em outro volume da mesma amostra, ou seja, ser aplicado sucessivas vezes em tantos volumes que foram produzidos e imageados no mesmo lote, ou do mesmo processo de construção. Salienta-se que o tempo computacional foi excelente para este tipo de aplicação, ficando em torno de 20 minutos em cada amostra original dos volumes.

A filtragem permitiu diminuir sensivelmente a variabilidade entre as classes melhorando a precisão da separação de fases, principalmente na correta definição das fases na escala macro. Já para a escala micro, optou-se por não aplicá-la uma vez que em um dos ensaios as imagens apareciam mais borradas e por consequência

já diminuían a disparidade entre e intra classes. Contudo, em caso de boa nitidez da imagem o pipeline seria aplicado integralmente em ambas as escalas.

Os resultados de filtragem com o auto-lambda ativo provaram-se satisfatórios quando comparado com o esmaecimento que ocorreu nas regiões internas dos objetos. Este novo método para estimar o lambda (geral) é uma boa estimativa realizada a priori pelo sistema de maneira completamente automática, ficando ao operador a necessidade de estabelecer o tempo em que a difusão irá ocorrer, feito pelo parâmetro de quantidade de iterações. Mesmo porque para sempre definir o “melhor parâmetro” faz-se necessário a opinião do especialista para saber o quanto a imagem foi degradada em regiões de interesse. A correta indicação de número de iterações acabou por permitir uma suavização adaptativa mais sensível preservando importantes regiões de fronteiras.

Apesar de complexo, exigindo uma série de operações encadeadas para transformar os volumes de entrada, o método desenvolvido para realizar a criação do volume multi-escalas permite ser executado em computador comum com apenas 16 GB de memória, mesmo que a composição exija como entrada 4 volumes. O tempo computacional para a criação também foi razoável, uma vez que de posse dos volumes rotulados de cada classe a criação da super-imagem demora apenas 15 minutos para executá-la. Para melhorar a aleatoriedade e aumentar a variabilidade nos volumes de preenchimento pode-se ampliar o tamanho do volume de micro escala, bem como adotar o uso de mais de uma entrada para este procedimento. Em tendo disponível maior capacidade de memória e processamento pode-se aumentar o tamanho da área amostral da escala macro, descrevendo melhor a relação das escalas originárias com o modelo de integração da super-imagem.

O tempo computacional total não foi estabelecido, por não ser este pipeline totalmente automatizado, exigido ao operador determinar as regiões de recorte do volume para amostragem em 2 estágios distintos, também necessita intervenção para realizar o treinamento do sistema de classificação bem como do número de iterações que serão aplicadas para a filtragem. Outra variável para determinar o tempo de processamento será quantidade de medidas de caracterização que se deseja aplicar, bem como seus parâmetros, dos quais podem realizar a operação em mais ou menos

tempo. E por último, e não menos importante, o tamanho do sistema computacional em termos de memória e disponibilidade de processamento afetam o tempo total de computação metodologia.

É plenamente conhecida a importância da caracterização de microestruturas porosas para a compreensão do comportamento de propriedades do material: no presente trabalho mostrou-se esta importância para o caso de uma cerâmica bimodal, onde a caracterização e análise foram realizadas por escala espacial individualmente e depois para o sistema poroso como um todo.

A metodologia desenvolvida neste trabalho é geral, quando se pensam sistemas porosos com distribuição de tamanho de poros bimodal, e certamente, pode ser aplicada a outros tipos de microestrutura porosa.

REFERÊNCIAS

- J. Weickert. (1998). Anisotropic Diffusion in Image Processing. Stuttgart: Teubner-Verlag.
- G. Grudic & J. Mulligan. (2006). Outdoor path labeling using polynomial mahalanobis distance. Robotics: Science and Systems II Conference.
- Adler P.M. Adler, C.G. Jacquin, J.A Quiblier. (1990). Flow in Simulated Porous Media, International Journal of Multiphase Flow, V. 16, p. 691-712.
- Z.R. Liang, C.P. Fernandes, F.S. Magnani, P.C. Philippi. (1998). A Reconstruction Technique of 3D Porous Media by Using Image Analysis and Using Fourier Transform, Journal of Petroleum Science and Engineering. V. 21. n. 3-4, p. 273-283.
- I.F. Mantovani. (2013). Microtomografia e Nanotomografia de Raios X Aplicada à Caracterização Multiescalar de Sistemas Porosos Carbonáticos. PhD thesis, Federal University of Santa Catarina.
- S. Ackermann, J.R. Scheffe, J. Duss, A. Steinfeld. (2014). Morphological Characterization and Effective Thermal Conductivity of Dual-scale Reticulated Porous Structures. Materials. 7. 7173-7195. DOI: 10.3390/ma7117173
- F. Tariq, R. Haswell, P. D. Lee, D. W. McComb. (2011). Characterization of Hierarchical Pore Structures in Ceramics Using Multiscale Tomography. Acta Materialia.
- C.M.B. Calado. (2017). Cerâmicas Celulares Obtidas a Partir da Emulsificação de Suspensões de Alumina com Óleo de Girassol, Amido e Gelatina. Master thesis. Federal University of Santa Catarina.
- E. Gregorová, T. Uhlířová, W. Pabst, P. Diblíková, I. Sedlářová. (2018). Microstructure Characterization of Mullite Foam by Image Analysis, Mercury Porosimetry and X-ray Computed Microtomography, Ceramics International, 44(11), 12315-12328.
- V. P. Tarasovskii, B. L. Krasnyi, V. I. Koshkin, Yu. M. Borovin. A. A. Vasin, A. D. Smirnov. (2017). Study of Permeable Ceramic Pore Structure by X-ray Microtomography. Refractories and Industrial Ceramics. V. 58. p. 58-62. January. DOI: 10.1007/s111480-017-0056-5.
- T. Fey, M. Stumpf, A. Chmielarz, P. Colombo, P. Greil, M. Potoczek. (2018). Microstructure, Thermal Conductivity and Simulation of elastic modulus of MAX-phase (Ti₂AlC) Gel-cast Foams. Journal of the European Ceramic Society. V. 38. Issue 10. p. 3424 - 3432.

L. Andersson, A. C. Jones. M. A. Knackstedt, L. Bergström. (2010). Three-dimensional Structure Analysis by X-ray Micro-computed Tomography of Macroporus Alumina Template with Expandable Microsphere. *Journal of the European Ceramic Society*, V. 30. p. 2547-2554.

J. Kim. J. Ha. J. Lee, In-H. Song. (2019). Effect of Pore Structure on Gas Permeability Constants of Porous Alumina. *Ceramics International*. V. 45. p. 5321-5239.

J. Petrasch, P. Wyss , R. Stämpfli , A. Steinfeld. (2008). Tomography-Based Multiscale Analyses of the 3D Geometrical Morphology of Reticulated Porous Ceramics, *The American Ceramic Society*, 9(8), 2659-2665.

J. Bear. (1988). *Dynamics of Fluids in Porous Media*: New York, Dover Publications, inc., 800 p.

D.A. Coker & S. Torquato. (1995). Extraction of Morphological Quantities from a Digitized Medium. *Journal of Applied Physics* 77, 6087 (1995). DOI: 10.1063/1.359134.

J. G. Berryman. (1985). Measurement of Spatial Correlation Functions Using Image Processing Techniques: *Journal of Applied Physics*, v. 57, no. 7, p. 2374–2384, doi:10.1063/1.334346.

A. Papadopoulos, A.P. Whitmore, R.P. White, S. J. Mooney, N.R.A. Bird. (2009). Combining Spatial Resolutions in the Multiscale Analysis of Soil Pore-Size Distributions: *Vadose Zone Journal*, 8(1), 227.

Lux, J., Moraes, E. G. de. Maire, E. Adrien, J. Biasetto, L. (2018). Gas Permeability of Ti6Al4V Foams Prepared via Gelcasting, *Experiments and Modeling. Computational Materials Science*, V. 152. p. 363-373.

R. Eisberg & R. Resnick. (1979). *Física Quântica*. Ed. Campus Ltda, Rio de Janeiro.

E. N. Landis & D. T. Keane (2010). X-ray microtomography. *MATERIALS CHARACTERIZATION*. V. 61, p. 1305-1316

C. R. Appoloni & F. L. Melquíades. (1997). *Interação da Radiação Eletromagnética com a Matéria - Texto Experimental para a Disciplina de Física Nuclear - Universidade Estadual de Londrina*.

L. Tesei, F. Casseler, D. Dreossi, L. Tromba, G. Tromba, F. Zanini. (2005). Contrast-enhanced X-ray microtomography of the bone structure adjacent to oral implants - *Nuclear Instruments and Methods in Physics ResearchA*. V. 548, p. 257-263.

R. L. William. (1994). *Techniques for nuclear and particle physics experiments - Springer-Verlag - Berlim - New York - London - Paris - Tokyo - Hong Kong - Barcelona - Budapeste*.

- D. H. Phillips & J. J. Lannutti. (1997). Measuring physical density with X-ray computed tomography - NDT&E International. v. 30, n. 6, p. 339-350.
- M. Coster & J.L. Chermant. (1989). *Precis D'analyse D'images*. Presses du CNRS, Paris.
- C. Moschetto. (1991). *Caractérisation de la structure poreuse des matériaux par analyse d'images: apport des distances discrètes à la morphologie mathématique*. Rapport de Stage, LTHE, Grenoble, 49p.
- C.P. Fernandes, F.S. Magnani, P. C. Philippi, J.F. Daïan. (1996). Multiscale geometrical reconstruction of porous structures, *Physical Review E*, 54, 2, 1734-1741.
- G. Borgefors. (1986). Distance transformations in digital images, *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, 34, 344-371.
- E. Thiel & A. Montanvert. (1992). Shape splitting from medial lines using the 3–4 chamfer distance, *Proceedings., 11th IAPR International Conference on Pattern Recognition. Vol. III. Conference C: Image, Speech and Signal Analysis*, New York: Plenum, 537–546.
- I. Fatt. (1956). The network model of porous media I. Capillary pressure characteristics. *Petroleum Transactions AIME*, 207:144-159.
- M. J. Blunt. (2001). Flow in porous media – pore-network models and multiphase flow. *Current Opinion in Colloid & Interface Science* 6. 197-207.
- Al-kharusi, A. S. (2007). *Pore-scale characterization of carbonate rocks*. Dissertation (Doctor of Philosophy), Imperial College London, London.
- H. Dong. (2007). *Micro-CT imaging and pore network extraction*. Dissertation (Doctor of Philosophy), Imperial College London, London.
- H. Pedrini & W. R. Schwartz (2008). *Análise de Imagens Digitais*. São Paulo: Thomson Learning.
- R. J. Schalkoff. (1989). *Digital Image Processnig and Computer Vision*. John Wiley.
- A. B. Rabelo. (2002). *Análise da Utilização de Filtros Lineares e Não-Lineares na Recuperação de Imagens Degradadas*. Campinas.
- B.M. Romeny, H. (1994). *Geometry driven diffusion in computer vision*. Kluwer Dordrecht.

J. Weickert. (2001). Applications of nonlinear diffusion in image processing and computer vision. *Acta Mathematica Universitatis Comenianae*, 70(1):33-50.

T. Brox. (2005). From pixels to regions: partial differential equations in image analysis. Tese de Doutorado, Faculty of Mathematics and Computer Science, Saarland University, Germany.

T. J. Brox. (2006). Nonlinear structure. *Image Vis. Comput* , 41–55.

I. Fogel & D. Sagi. (1989). Gabor Filters as Texture Discriminator. *Biological Cybernetics*. 61, 103-113.

K. Okajima. (2004). Binocular disparity encoding cells generated through an infomax based learning algorithm. *Neural Networks*, 17 (7), 953–962, doi:10.1016/j.neunet.2004.02.004.

D. W. Hunter & Hibbard, P. B. (2015). Distribution of independent components of binocular natural images. *Journal of Vision*;15(13):6. doi: 10.1167/15.13.6.

G. Stockman & L.G. Shapiro. (2001). *Computer Vision*. Prentice Hall PTR, Upper Saddle River, NJ, USA, 1st edition.

R.C. Gonzalez & R.E. Woods. (2000). *Processamento de Imagens Digitais*. São Paulo: Edgard Blücher.

E. Comunello. (1999). *Desenvolvimento de uma Metodologia Computacional para a Identificação, Contagem e Mensuração de Calcificações Relacionadas com Neurocisticercose em Imagens de Tomografia Computadorizada*. Florianópolis, Santa Catarina, Brasil: UFSC.

G.Wu, E.Y. Chang, & N. Panda. (2005). Formulating context-dependent similarity functions. *Multimedia '05: Proceedings of the 13th annual ACM international conference on Multimedia*, páginas 725-734, New York, NY, USA, ACM.

S. Xiang, F. Nie & C. Zhang. (2008). Learning a Mahalanobis distance metric for data clustering and classification. *Pattern Recognition*.

R.O. Duda & D.G. Stork. (2001). *Pattern Classification (2nd ed.)*. John Wiley and Sons.

N. Otsu. (1979). A Threshold Selection Method from Gray-Level Histogram. *IEEE TRANSACTIONS ON SYSTEMS, MAN, AND CYBERNETICS*, VOL. SMC-9, NO. 1.

B. S. Morse. (2000), Lecture 4: Thresholding, páginas 3 e 4. Brigham Young University.

L. Coser. (2009). *FILTRO DE DIFUSÃO ANISOTRÓPICO ORIENTADO POR EVIDÊNCIA DE BORDA*. Dissertação, Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis, Brasil

L. Rittner, F.C. Flores & R.A. Lotufo. (2010). A tensorial framework for color images. *Pattern Recognition Letters*, 31(4):277 - 296. 20th SIBGRAPI: Advances in Image Processing and Computer Vision.