

UNIVERSIDADE ESTÁCIO DE SÁ

ADRIANO DE OLIVEIRA GONÇALVES
IZABELA REIS DE SOUZA

**ALGORITMOS PARA ANÁLISE
DO VOLUME DE TORAS DE
MADEIRA ATRAVÉS DE
IMAGENS**

Petrópolis
2005

ADRIANO DE OLIVEIRA GONÇALVES
IZABELA REIS DE SOUZA

ALGORITMOS PARA ANÁLISE DO VOLUME DE TORAS DE MADEIRA ATRAVÉS DE IMAGENS

Monografia apresentada à Universidade Estácio de Sá como requisito parcial para a obtenção do grau de Bacharel em Informática.

ORIENTADOR: Prof. D.Sc. Paulo Sérgio Rodrigues

Petrópolis
2005

ADRIANO DE OLIVEIRA GONÇALVES
IZABELA REIS DE SOUZÁ

**ALGORITMOS PARA ANÁLISE DO VOLUME DE TORAS
DE MADEIRA ATRAVÉS DE IMAGENS**

Monografia apresentada à Universidade Estácio de Sá como requisito parcial para a obtenção do grau de Bacharel em Informática.

Aprovada em ____ de _____ de 2005.

BANCA EXAMINADORA

Prof. D.Sc. Paulo Sérgio Rodrigues - Orientador
Laboratório Nacional de Computação Científica/MCT

Prof. M.Sc. Rodrigo Luis de Souza da Silva
Universidade Estácio de Sá

Prof. Leandro Schaeffer Marturelli
Universidade Estácio de Sá

*Dedico este trabalho a meus pais Adailton e Sandra,
pessoas muito importantes em toda a minha formação,
diante dos quais reconheço que a sua educação e exemplo
são e continuarão sendo responsáveis por grande parte
dos meus sucessos; e ao meu grande amigo e irmão
em Cristo Julio Cesar Marchiori de Paula.*

Adriano

*Dedico este trabalho a minha mãe,
por todo carinho e por todo apoio que ela me deu.*

Izabela

Agradecimentos

Agradecemos a Deus, pois sem Ele nada do que se fez poderia ter sido feito; a Ele que nos deu forças pra superar as dificuldades e vencer as barreiras.

Agradecemos sinceramente aos nossos pais Adailton Santana Gonçalves e Sandra L. O. Gonçalves (Adriano) e Shubert Reis de Souza e Maria Izabel A. de Souza (Izabela), que investiram em nós e nos deram todo o apoio. Nunca vamos nos esquecer dos esforços que fizeram pra dar suporte aos nossos estudos. O que teria sido da nossa vida sem eles?...

Agradecemos ao professor Paulo Sérgio Rodrigues, que nos orientou neste trabalho, nos proporcionando a agradável oportunidade de desenvolver um projeto com foco científico, junto ao profissional de considerável experiência que ele é; e cujo empenho em ensinar e formar alunos realmente qualificados e capacitados nos serve de inspiração. Sua participação neste projeto foi muito importante. Sempre levávamos para casa um boa quantidade de observações, toda vez que fazíamos uma revisão do trabalho com ele... Valeu a pena.

Agradecemos ao Julio Cesar Marchiori de Paula, que até o momento do fechamento deste trabalho é estudante de Engenharia Florestal na Universidade Federal Rural do Rio de Janeiro; que concebeu junto comigo (Adriano) a idéia inicial que deu origem a este

trabalho, e que nos forneceu os materiais e dados necessários para os testes.

Agradecemos aos demais integrantes da Banca Examinadora, professor Rodrigo Luís e professor Leandro Schaeffer, os quais, pelo menos em algum momento, desde a origem até a conclusão do trabalho, deram a sua contribuição.

Agradecemos a todos os professores da Universidade Estácio de Sá do curso de Informática no Campus Petrópolis I, que nos acompanharam e nos ensinaram nessa fase única e marcante de nossas vidas, que foi nossa primeira formação acadêmica.

Eu, Adriano, agradeço em especial ao professor Rodrigo Luís Silva, que me acompanhou na faculdade desde o primeiro período; e foi quem me apresentou ao universo dos algoritmos em Programação I, uma fase importante da minha vida, e me incentivou durante todo o curso, em todas as disciplinas que lecionou. Tenho que reconhecer que parte da minha formação profissional se deve a ele, alguém que realmente é professor e exerce isso muito bem. Agradeço a Deus por ter tido um professor como ele.

Eu, Izabela, agradeço em especial a Deus por estar de mãos dadas comigo nessa caminhada, a meus pais que eu amo muito e aos meus irmãos Junior e Chris que me deram força do ponto de partida até o fim dessa jornada.

Agradecemos também ao José Marcos Pilato Jr., que nos deu uma considerável contribuição na formatação deste trabalho.

E os nossos sinceros agradecimentos a todas as pessoas que, direta ou indiretamente contribuíram para que este trabalho fosse concluído.

Resumo

Este trabalho foi realizado com o intuito de comparar e avaliar quatro das principais técnicas de limiarização e segmentação de imagens, aplicadas ao processamento de imagens de toras de madeira, como solução para o cálculo de fatores de empilhamento. Entre essas técnicas, propusemos a segmentação realizada através da utilização da Entropia Não Extensiva, também conhecida como Entropia de Tsallis [1–3], aplicada a este problema. Para isso, foram implementadas cada uma das técnicas e testadas através de um software que foi desenvolvido. Foram realizados testes com fotos de pilhas de madeira empilhadas manualmente sobre o solo; e foram comparados os resultados de cada técnica com as medições manuais realizadas em campo. O objetivo deste trabalho é, através dos resultados dos experimentos realizados, verificar qual dos algoritmos testados se adequa melhor ao cálculo automático do fator de cubicação, utilizando segmentação de imagens.

Palavras-chave: Fatores de empilhamento, fotografias digitais, Entropia de Tsallis, Segmentação de imagens

Abstract

This work was carried through with intention to compare and to evaluate four of the main techniques of limiarization and image segmentation, applied to the picture processing of wooden stack photos, as solution for the calculation of piling factors. Between these techniques, we considered the segmentation based in the use of the Non Extensive Entropy, also known as Tsallis Entropy [1–3], applied to this problem. For this, we had been implemented each one of the tested techniques through a software that was developed. Tests with photos of stacks manually piled up on the ground had been made; and the results of each technique had been compared with the manual measures made in field. The objective of this work is, through the results of the experiments, to verify which of the tested algorithms adjusts better to the automatic calculation of the piling factors, using image segmentation.

Keywords: Piling factors, digital photos, Tsallis Entropy, Image Segmentation

Sumário

1	Introdução	13
2	Metodologias e Terminologia	15
2.1	Fatores de Conversão	16
3	Soluções que utilizam tecnologias modernas	18
3.1	O Método Fotográfico	18
3.2	O Software Digitora	19
3.3	Outras soluções	20
4	Segmentação de Imagens: Trabalhos Relacionados	22
5	Métodos de Segmentação	26
5.1	Etapas do processo de segmentação	27
5.2	Segmentação por média	28
5.3	Segmentação por Limiar Adaptativo	28
5.4	A Entropia de Tsallis	29
5.4.1	Segmentacao por entropia	32
5.5	Plataforma de desenvolvimento utilizada	34
6	Resultados obtidos	35
6.1	Segmentação por média	38
6.2	Segmentação por limiar adaptativo	39
6.3	Segmentação por Entropia de Shannon	40
6.4	Segmentação por Entropia de Tsallis	41
6.5	Comparações entre as metodologias	43
6.6	Fotos de resultados obtidos com a segmentação	44
7	Conclusões e Trabalhos Futuros	61
Apêndices		70

A Documentação de Análise de Sistemas	70
A.1 Descrição textual dos casos de uso	70
A.1.1 Segmentação da Imagem	70
A.1.2 Cálculo de Limiar por Média	72
A.1.3 Cálculo de Limiar Adaptativo:	72
A.1.4 Cálculo de Limiar por Entropia de Shannon	74
A.1.5 Cálculo de Limiar por Entropia de Tsallis	75
A.2 Diagramas	76
A.2.1 Diagrama de Caso de Uso	76
A.2.2 Diagrama de Classes	77
A.2.3 Diagrama de Sequência	78
A.2.4 Diagrama de Atividades - Limiar adaptativo	79
A.2.5 Diagrama de Estados - imagem	79

Lista de Figuras

3.1	Método fotográfico - A fotografia é tomada instalando-se ou mantendo-se uma câmara fotográfica a uma distância conveniente da pilha e com o eixo óptico da lente perpendicular a uma das suas faces.	19
3.2	Método fotográfico - Funcionamento do reticulado de pontos.	19
3.3	<i>Screenshot</i> do software Digitora - Foto extraída do trabalho de Bertola et al.[4].	20
5.1	Etapas para o processamento de segmentação das imagens de toras de madeira	27
5.2	Exemplo de resultado da segmentação de imagens por média	28
5.3	Algoritmo de segmentação por Limiar Adaptativo	28
5.4	Exemplo de resultado da segmentação de imagens por limiar adaptativo .	29
5.5	Exemplo de resultado da segmentação de imagens por entropia de Shannon	33
5.6	Exemplo de resultado da segmentação de imagens por Entropia de Tsallis .	33
6.1	Fotos originais das pilhas, de 1 a 5	36
6.2	Amostras extraídas das fotos das pilhas de 1 a 5	37
6.3	Desempenho do algoritmo de segmentação por média	38
6.4	Desempenho do algoritmo de segmentação por limiar adaptativo	39
6.5	Desempenho do algoritmo de segmentação por Entropia de Shannon . .	40
6.6	Desempenho do algoritmo de segmentação por Entropia de Tsallis com janela igual a 50 x 50 pixels	42
6.7	Desempenho do algoritmo de segmentação por Entropia de Tsallis com janela igual a 100 x 100 pixels	42
6.8	Comparação entre os desempenhos dos algoritmos utilizando janela de 50x50 pixels	43
6.9	Comparação entre os desempenhos dos algoritmos utilizando janela de 100x100 pixels	43
6.10	Fotos de resultados obtidos na segmentação por média, com janela 50x50 pixels.	45
6.11	Fotos de resultados obtidos na segmentação por média, com janela 100x100 pixels.	46
6.12	Fotos de resultados obtidos na segmentação por média, com janela 120x120 pixels.	47

6.13 Fotos de resultados obtidos na segmentação por média, com janela 200x200 pixels.	48
6.14 Fotos de resultados obtidos na segmentação por limiar adaptativo, com janela 50x50 pixels.	49
6.15 Fotos de resultados obtidos na segmentação por limiar adaptativo, com janela 100x100 pixels.	50
6.16 Fotos de resultados obtidos na segmentação por limiar adaptativo, com janela 120x120 pixels.	51
6.17 Fotos de resultados obtidos na segmentação por limiar adaptativo, com janela 200x200 pixels.	52
6.18 Fotos de resultados obtidos na segmentação por Entropia de Shannon, com janela 50x50 pixels.	53
6.19 Fotos de resultados obtidos na segmentação por Entropia de Shannon, com janela 100x100 pixels.	54
6.20 Fotos de resultados obtidos na segmentação por Entropia de Shannon, com janela 120x120 pixels.	55
6.21 Fotos de resultados obtidos na segmentação por Entropia de Shannon, com janela 200x200 pixels.	56
6.22 Fotos de resultados obtidos na segmentação por Entropia de Tsallis, com $q = -2.0$ e janela 50x50 pixels.	57
6.23 Fotos de resultados obtidos na segmentação por Entropia de Tsallis, com $q = -2.0$ e janela 100x100 pixels.	58
6.24 Fotos de resultados obtidos na segmentação por Entropia de Tsallis, com $q = 2,0$ e janela 50x50 pixels.	59
6.25 Fotos de resultados obtidos na segmentação por Entropia de Tsallis, com $q = 2,0$ e janela 100x100 pixels.	60

Lista de Tabelas

6.1	Fatores de cubicação calculados com base em medições manuais, tiradas com fita métrica	35
6.2	Resultados dos testes com segmentação por média, para os tamanhos (em pixels) de janela testados	38
6.3	Desempenho do algoritmo de segmentação por média	38
6.4	Resultados dos testes com segmentação por limiar adaptativo	39
6.5	Desempenho do algoritmo de segmentação por limiar adaptativo	39
6.6	Resultados dos testes com segmentação por entropia de Shannon	40
6.7	Desempenho do algoritmo de segmentação por Entropia de Shannon	40
6.8	Resultados dos testes com segmentação por entropia de Tsallis com tamanho da janela igual a 50x50 pixels	41
6.9	Resultados dos testes com segmentação por entropia de Tsallis com tamanho da janela igual a 100 x 100 pixels	41
6.10	Desempenho do algoritmo de segmentação por Entropia de Tsallis com janela igual a 50x50 pixels, variando-se o valor do q	41
6.11	Desempenho do algoritmo de segmentação por Entropia de Tsallis com janela igual a 100 x 100 pixels, variando-se o valor do q	42

Capítulo 1

Introdução

Na área de exploração de madeira, a produção diária tem gerado um volume de material considerável, que deve ser medido antes de ser comercializado. Atualmente, é uma prática comum a comercialização baseando-se na medida empilhada. O uso deste tipo de medida resultou da evolução das práticas do conhecimento popular desde o início destas na Europa durante a Idade Média. Sua aplicação deve-se principalmente à sua praticidade e à objetividade com que as medidas podem ser tomadas em campo com um mínimo de tecnologia; uma vez que basta uma trena ou vara graduada para se medir os volumes empilhados [5].

Para se realizar medições do volume de tais pilhas, existem métodos que serão brevemente descritos neste trabalho. Em geral, tais métodos encontram inconvenientes quando se deparam com o elevado volume de toras a serem medidas, o que é freqüentemente encontrado nas indústrias deste segmento, podendo demandar por um elevado custo operacional, com equipamento ou tempo para concluir a tarefa de medição.

Neste trabalho, testamos uma solução computacional para um dos métodos de medição cuja utilização é muito comum do Brasil: o uso do fator de cubicação para converter o volume empilhado em volume sólido. Através da captura de imagens de pilhas de toras, é possível o cálculo automático deste fator, levando a resultados mais precisos, para maiores quantidades e em menor tempo. Técnicas de Processamento Digital de Imagem (PDI) podem ser aplicados a esse tipo de tarefa.

Atualmente existem, dentro de PDI, diversas metodologias que podem ser utilizadas para o trabalho em questão. Entre elas geralmente há a necessidade de uma etapa de segmentação das imagens; sendo além disso, uma etapa fundamental de grande influência no resultado final. Diversas são as técnicas que têm surgido nos últimos anos para segmentação de imagens, aplicada a diversas áreas. Este trabalho compara a utilização de 4 dentre as técnicas atualmente existentes, aplicadas à análise do volume de toras.

Nos capítulos seguintes, serão apresentados alguns métodos de medição de volumes e soluções existentes que se utilizam de recursos tecnológicos mais recentes. Serão apresentados ainda trabalhos em que se aplicam técnicas de segmentação de imagens a diversas áreas. Após introduzidos os conceitos básicos para este trabalho, serão apresentadas as metodologias propostas para este experimento. O texto que segue está organizado da seguinte forma:

No Capítulo 2 serão apresentados em linhas gerais algumas das principais formas básicas de medição de volume de madeira, apontando suas principais características.

O Capítulo 3 apresenta algumas soluções existentes que utilizam tecnologia modernas para o cálculo do volume de toras de madeira.

No Capítulo 4 serão apresentados alguns dos principais trabalhos relacionados a segmentação de imagens, que podem ser aplicados ao problema tratado.

O Capítulo 5 apresenta a metodologia proposta para os experimentos deste trabalho. Serão apresentadas as etapas de processamento da imagem para obtenção do valores desejados, e serão apresentados os algoritmos utilizados nos experimentos.

O Capítulo 6 apresenta resultados obtidos nos experimentos.

Capítulo 2

Metodologias e Terminologia

Conforme exposto em [5], existem diversas metodologias para se medir o volume de madeira. Esta seção apresenta algumas das principais:

Volume cilíndrico: é um volume de um cilindro hipotético com diâmetro igual ao diâmetro da árvore a 1,30 m de altura (DAP) e altura igual a altura total da árvore. O volume cilíndrico não tem qualquer sentido prático ou real, sendo utilizado como um passo intermediário da obtenção do volume de árvores em pé a partir de medidas que são fáceis de ser tomadas em campo: o DAP e a altura total da árvore. A unidade de medida utilizada no volume cilíndrico é o metro cúbico (m^3) e ele se refere apenas à madeira em pé.

Volume Sólido: é o volume de madeira de uma árvore ou conjunto de árvores que pode ser efetivamente comercializado e, portanto, caracteriza a produção de madeira. A unidade de medida do volume sólido é o metro cúbico (m^3). O volume sólido de uma floresta depende não só da capacidade produtiva desta floresta, mas também da definição do que se considera comercializável. Os diferentes usos do produto definem diâmetros mínimos distintos para sua comercialização. O volume sólido pode se referir tanto à madeira em pé como à cortada, sendo comum se referir ao volume sólido de uma floresta e também ao volume sólido de uma pilha de madeira.

Volume Empilhado: é o volume medido na forma empilhada, seja em pilhas formadas no campo durante a colheita, seja em pilhas em pátios intermediários de armazenamento ou

no pátio da fábrica, seja na forma do volume das carrocerias dos caminhões de transporte. A unidade de medida do volume empilhado é o *estéreo* (st), sendo um estéreo (1 st) igual a uma pilha com volume de 1 m^3 . O volume empilhado também pode se referir tanto produção da floresta (madeira em pé) quanto à produção em pilhas (madeira cortada). Neste trabalho estaremos focalizando neste tipo de medição.

Massa ou Biomassa: sendo a madeira um produto sólido, o Sistema Internacional recomenda que a massa seja utilizada como forma de medida, sendo a unidade o kilograma (kg) ou a tonelada. A biomassa é muito utilizada em estudos ecológicos como forma de medir a capacidade produtiva de um ecossistema. Contudo, o termo “biomassa” sempre se refere à massa da madeira seca, isto é, sem água ou umidade, e, portanto, diferente da massa diretamente medida com a madeira recém cortada (massa verde). Enquanto o volume sólido é a produção efetiva, o volume empilhado é a produção medida da maneira mais prática possível em campo. Os inventários e levantamentos florestais apresentam a produção na forma de volume sólido com base em técnicas de amostragem e medidas tomadas nas árvores em pé (antes do abate). Tais resultados, entretanto, não podem ser considerados tecnicamente como medições diretas da produção, pois se tratam de estimativas da produção e implicam num erro amostral. Tal erro amostral em florestas plantadas é, em geral, inferior a 10%.

2.1 Fatores de Conversão

A obtenção de um tipo de volume a partir de outro, como por exemplo, volume sólido a partir do volume empilhado é tradicionalmente realizada utilizando fatores de conversão. Os fatores de conversão que envolvem volume sólido e volume empilhado são:

Fator de Empilhamento (F_E) : é a razão entre o volume sólido e o volume empilhado, sendo utilizado para tornar compatível as estimativas de produção de madeira obtidas num inventário ou levantamento florestal (apresentadas na forma de volume sólido) com as medidas de produção em campo (obtidas na forma de volume empilhado). Neste método, utiliza-se uma amostra de pilhas de madeira onde se mede o volume empilhado e o volume

sólido da madeira nas pilhas. O fator obtido pela razão desses volumes, é o seguinte:

$$F_e = \frac{\text{Volume empilhado}}{\text{Volume sólido}} \quad (2.1)$$

O volume sólido das pilhas é determinado através da cubagem de cada uma das toras nas pilhas, o que pode ser realizado através das fórmulas de volume de toras ou utilizando um xilômetro (recipiente com água onde as toras são mergulhadas e o seu volume é determinado pelo volume de água deslocado).

Fator de Cubicação (F_C) : é a razão entre o volume empilhado em volume sólido, sendo, portanto o inverso do fator de empilhamento.

Capítulo 3

Soluções que utilizam tecnologias modernas

Baseado nos métodos de medição do volume de madeira já existentes na área de Engenharia Florestal, foram desenvolvidas algumas soluções que propõem a utilização de tecnologias modernas. Esta seção expõe algumas dessas ferramentas.

3.1 O Método Fotográfico

O método fotográfico estima o fator de cubicação diretamente, sem a necessidade de determinar os volumes sólidos e empilhados. O método consiste em fotografias horizontais tomadas perpendicularmente às faces das pilhas. A fotografia é tomada instalando-se ou mantendo-se uma câmara fotográfica a uma distância conveniente da pilha e com o eixo óptico da lente perpendicular a uma das suas faces (Figura 3.1).

Uma vez que a fotografia é revelada, aplica-se sobre ela um reticulado de pontos (Figura 3.2) e conta-se quantos pontos do reticulado não estão posicionados sobre os topo das toras, isto é, são pontos no ar. O fator de cubicação é computado como:

$$F_c = \frac{\text{número de pontos no ar}}{\text{número total de pontos}} \quad (3.1)$$

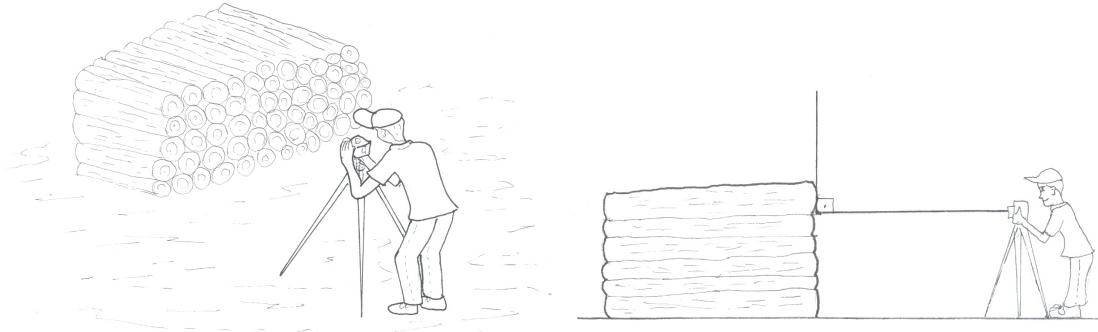


Figura 3.1: Método fotográfico - A fotografia é tomada instalando-se ou mantendo-se uma câmara fotográfica a uma distância conveniente da pilha e com o eixo óptico da lente perpendicular a uma das suas faces.

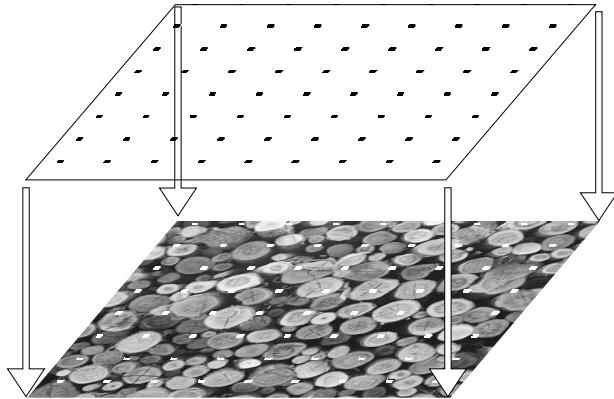


Figura 3.2: Método fotográfico - Funcionamento do reticulado de pontos.

3.2 O Software Digitora

Bertola et al.[4] menciona o uso do programa computacional Digitora na determinação de fatores de empilhamento. O funcionamento do programa constitui-se em aplicar ao meio digital o método fotográfico (Figuras 3.1 e 3.2). A análise dos pontos depende de um operador humano que precisa classificar cada ponto, se é ou não um espaço vazio (Figura 3.3). Como resultado das avaliações, verificou-se que, apesar de propiciar estimativas precisas dos fatores de empilhamento, houve uma leve tendência de superestimação dos fatores pelo Digitora; e que o treinamento do operador com relação à classificação dos

pontos sobre as fotografias no software é condição primordial para obtenção de estimativas precisas dos fatores de empilhamento. Além disso, o programa depende da classificação dos vários pontos marcados na foto pelo operador, o que leva mais tempo para ser concluído.



Figura 3.3: *Screenshot* do software Digitora - Foto extraída do trabalho de Bertola et al.[4].

3.3 Outras soluções

Em 1970, o Laboratório de Produtos Florestais do Canadá desenvolveu um método que emprega um circuito interno de televisão com um software que “interpreta” a imagem, apresentando coloração branca nos pontos onde encontra o material lenhoso e coloração escura quando encontra espaços vazios. Segundo Loetsch (1973 *apud* Batista e Couto, 2002 [5]) a precisão desse método está em torno de 20%. Em 1972, foi introduzido no mercado um sistema denominado LOGMETER, desenvolvido no Chile, para medição automática do volume sólido de madeira empilhada, usando câmeras de vídeo localizadas na entrada da indústria. Esse sistema assumia que a madeira era empilhada transversalmente nas carrocerias dos caminhões e o sistema coletava informação em apenas um lado da pilha. Segundo [5], a aplicação do sistema é limitada com a colheita da madeira em toras longas, pois as toras são empilhadas longitudinalmente nas carrocerias e o comprimento das toras pode variar em até 2m. Além disso, a coleta de informação em apenas um lado da

carga possibilita que os espaços vazios sejam propositalmente menores no lado que será observado, dificultando uma determinação justa do volume sólido.

Capítulo 4

Segmentação de Imagens: Trabalhos Relacionados

Segmentar, em Processamento Digital de Imagens, consiste em subdividir uma imagem em suas partes ou objetos constituintes. Nesta Seção são apresentados alguns dos principais trabalhos relacionados com segmentação de imagens, que podem ser aplicados ao problema tratado.

Sin e Leung[6] utiliza segmentação de imagens em tons de cinza através do método SGME, que utiliza o algoritmo de *threshold*, a partir de medição em moldes. Esse método consiste em saber o quanto a imagem está segmentada e tem de informações exatas sobre uma cena. Com isso temos uma imagem melhor segmentada do que os métodos *threshold* convencionais.

Schupp et al.[7] utiliza a segmentação de imagens para fins médicos, principalmente algoritmo morfológico e contornos ativos. Esse é um tipo de técnica não específica, cada aplicação dependerá do tipo de imagem e da prioridade dos dados a serem extraídos. Alguns métodos não podem mudar as suas topologias, dificultando segmentação para objetos desconhecidos com relação aos contornos. Esse modelo pode ser utilizado tanto para imagens em 2D e 3D.

Haris et al.[8] utiliza imagens híbridas multidimensionais, combinando com algoritmo

morfológico e utilização de *watersheds*. Esse processo tenta captar a estimativa exata do gradiente da imagem; contudo, esses métodos trabalham sobre condições muito restritas, para determinados tipos de imagens.

Bertola et al.[4] menciona o uso do programa computacional Digitora na determinação de fatores de empilhamento. O funcionamento do programa se constitui em aplicar ao meio digital o método proposto por Garland (1968 *apud* Bertola et al.[4]). A análise dos pontos depende de um operador humano que precisa classificar cada um deles se é ou não um espaço vazio. Como resultado das avaliações, verificou-se que, apesar de propiciar estimativas precisas dos fatores de empilhamento, houve uma leve tendência de superestimação dos fatores pelo software; e que é o treinamento do operador com relação à classificação dos pontos sobre as fotografias no sistema é condição primordial para obtenção de estimativas precisas destes fatores. Além disso, o programa depende da classificação manual dos vários pontos marcados na foto, o que contribui para o aumento do tempo de conclusão do trabalho.

Wu, Gil e Barba[9] trata um problema de segmentação de fotos microscópicas de células através da criação de uma “imagem paramétrica”, ou seja, uma imagem formada por um conjunto de variáveis (ou parâmetros). Os autores tratam do problema de segmentação como um problema de otimização, aplicando algoritmos conhecidos para maximizar/minimizar as equações e, logo após, aplicam o *Threshold* simples. Os resultados mostram que, o algoritmo de otimização proposto é bem robusto quanto ao ruído da imagem. As comparações com o algoritmo *K-mean* (K-vizinhos) e os métodos de classificação de Bayes em imagens de células sintéticas, mostraram que o algoritmo proposto supera os outros dois quando são adicionados ruídos às imagens.

Bullitt e Aylward[10] descrevem um novo método de redução de volume através de *ray-casting* para fins cirúrgicos, a fim de detectar e diminuir os erros de segmentação, possibilitando analisar a base real de dados da imagem. Este método permite que o usuário remova objetos detectados erroneamente, e tem a capacidade de dilatar as margens da segmentação, de modo que os dados circunvizinhos da imagem possam ser vistos se houver dúvida sobre as regiões definidas na segmentação. O método encontra algumas limitações

para selecionar determinados tipos de estrutura, mas permite que o clínico possa ver lesões de uma forma mais aproximada.

Gao, Siu e Hou[11] mostra um sistema de segmentação de imagens não supervisionado, baseado em algumas estratégias conhecidas, considerando dados da imagem como cor ou luminescência, trabalhando em três passos: simplificação, extração da marcação e definição das bordas. Com base nos testes, conclui-se ser esta um técnica robusta, com resultados espaciais muito bons.

Oliveira et al.[12] utiliza segmentação de imagens na verificação de cheques brasileiros em um banco. A representação dos resultados identifica a quantidade numérica, baseando-se em diversos níveis de processamento das imagens. Com isso, o esforço manual da tarefa de conferência de cheques é reduzido.

Bhanu e Peng[13] apresentam um método de segmentação de imagens para reconstituição de objetos, no contexto de um ambiente em mudança, em *real-time*. O trabalho propõe uma adaptação automática do algoritmo às condições do ambiente, como o tempo (sol, nublado, nevando, chovendo).

Albuquerque et al.[14] utiliza a entropia não extensiva para segmentação de imagens, aplicando as técnicas de C. Tsallis [1]. A técnica apresenta bons resultados em muitos casos, inclusive sobressaindo quando aplicada a imagens com ruídos. O método encontra vantagens na segmentação de imagens, quando é necessário um limiar automático. O procedimento utilizado é melhor discutido no Capítulo 5 deste trabalho.

Lombardo e Oliver[15] utiliza a técnicas de probabilidade máxima para processar imagens de satélite (SAR) e verificar determinados tipos de mudanças na superfície da terra. Essa técnica apresenta a segmentação de uma área, classificando em diversas regiões. A solução possui uma carga computacional elevada.

Santos[16] se refere à utilização de técnicas de segmentação de imagens para a detecção de nódulos de câncer de mama, utilizando a técnica de *Watershed* e técnicas de pré e pós-processamento. O pré-processamento aumenta o contraste da imagem para melhor detecção; embora com isso tenha sido detectado um aumento dos ruídos presentes nas imagens. Para isso a técnica de pós-processamento foi utilizada: para reduzir o mesmo e

destacar as regiões de interesse.

Medeiros, Silva e Nogueira[17] utilizam técnicas de Processamento Remoto e técnicas de Processamento Digital de Imagens (PDI), principalmente a de morfologia matemática na área de cartografia para a extração de feições. Também é utilizada a técnica *watershed* para imagens de sensoriamento remoto. Dentre as técnicas de PDI, a extração de feições pode ser muito útil ,no que diz respeito à interpretação e análise de dados combinados com a técnica *watershed*, que captura mais dados de interesse para serem analisados.

Moreira e Delgado[18] verificam o desempenho da segmentação e classificação supervisada por regiões, implementadas no SPRING/INPE, para identificar áreas com diferentes fases de degradação de pastagem. A técnica do sistema se divide em 3 partes: Segmentação, Treinamento e Classificação, que mostra de uma forma eficiente a separação das regiões.

Filho, Nascimento e Batista[19] usa a segmentação de imagem baseada em um algoritmo de crescimento de regiões homogêneas em uma imagem baseadas na floresta Amazônica. A classificação temática é baseada em um grupo de elementos da imagem (pixels), analisando a informação contextual, evitando desse modo às limitações das técnicas de processamento digital que são baseadas individualmente nos pixels.

Capítulo 5

Métodos de Segmentação

Neste capítulo é apresentada a metodologia aplicada nos experimentos deste projeto. O objetivo do trabalho é segmentar fotos de pilhas de toras de madeira, tiradas perpendicularmente às faces das pilhas, visando obter o Fator de Cubicação da pilha (Capítulo 2) de forma automática. Para realizar os testes, foram definidas quatro técnicas a serem avaliadas: limiarização por média, limiar adaptativo, segmentação por entropia tradicional (Entropia de Shannon) e segmentação por entropia não extensiva (Entropia de Tsallis). Estas metodologias foram testadas implementando-se cada uma delas em um software, que processa os testes, segmentando uma série de imagens, e comparamos os resultados obtidos com as medições reais de volume sólido.

Para a realização dos testes foram utilizadas fotos de toras de eucalipto de cinco pilhas diferentes, fotografadas de acordo com as condições acima mencionadas. De cada foto foi extraída uma amostra, que consiste em um “pedaço” da imagem, para serem analisadas de forma separada. Cada pilha foi medida manualmente, no seu volume sólido, utilizando-se os métodos tradicionais conhecidos na área de Engenharia Florestal. As medições manuais foram comparadas com os valores encontrados com a aplicação da metodologia proposta para a segmentação das imagens. Os valores que comparamos nestes testes referem-se aos fatores de empilhamento, ou resumindo, a porcentagem de *foreground* e *background* da foto; quanto é madeira e quanto é espaço vazio.

5.1 Etapas do processo de segmentação

O processamento das imagens das toras de madeira acontece em cinco etapas, conforme demonstrado na Figura 5.1:

1. Conversão da imagem em escala de cinza (*Gray Scale*)
2. Subdivisão da imagem em quadros
3. Cálculo de um limiar para cada quadro
4. Aplicação do algoritmo *Threshold* tradicional para binarizar a imagem, utilizando o limiar encontrado
5. Somatório dos resultados obtidos

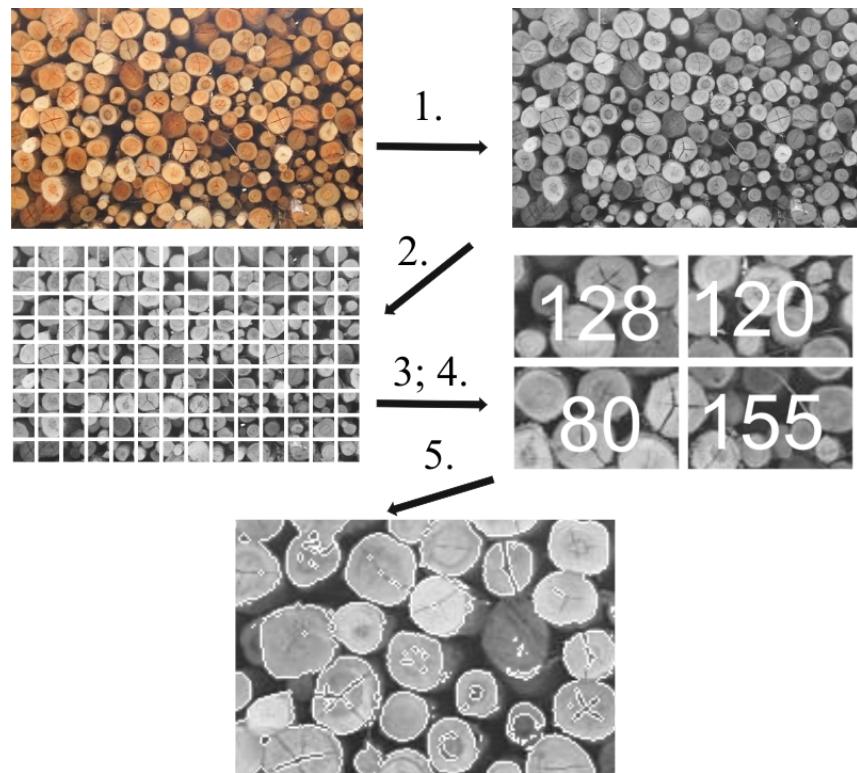


Figura 5.1: Etapas para o processamento de segmentação das imagens de toras de madeira

5.2 Segmentação por média

Esta técnica consiste em calcular a média entre os valores dos pixels da região selecionada da imagem, e utilizar este valor encontrado como limiar (Figura 5.2).

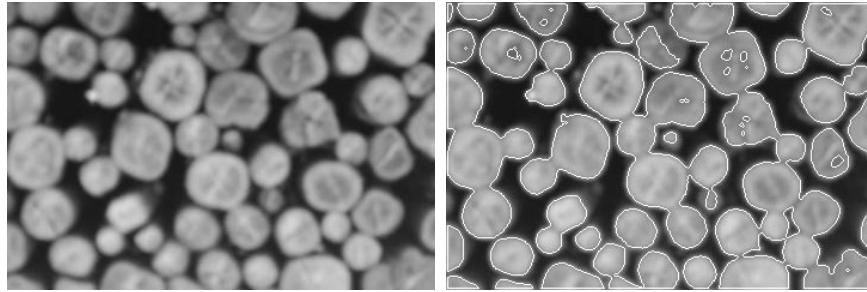


Figura 5.2: Exemplo de resultado da segmentação de imagens por média

5.3 Segmentação por Limiar Adaptativo

Consiste em uma forma de maximizar o limiar encontrado através de várias divisões e iterações. O limiar é obtido calculando-se a média entre os valores dos pixels da região selecionada da imagem, subdivindo os valores pela média encontrada e repetindo o processo até encontrar um valor que satisfaça uma condição proposta. (Figura 5.4) O funcionamento deste algoritmo é especificado através do diagrama na Figura 5.3.

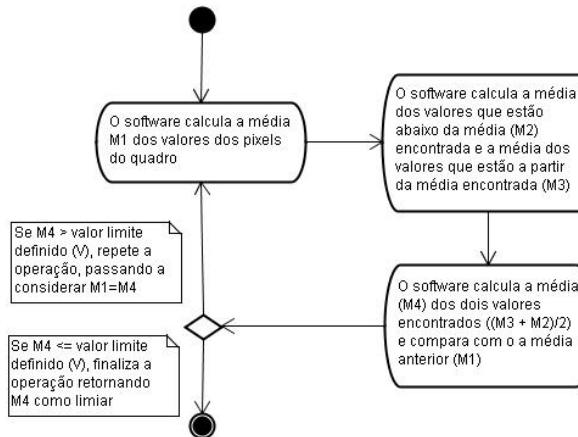


Figura 5.3: Algoritmo de segmentação por Limiar Adaptativo

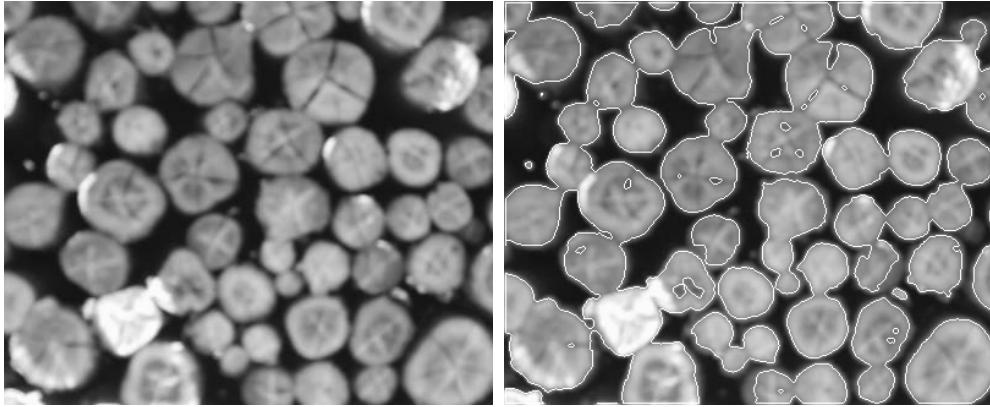


Figura 5.4: Exemplo de resultado da segmentação de imagens por limiar adaptativo

5.4 A Entropia de Tsallis

A entropia é uma idéia que foi concebida dentro da Termodinâmica clássica, não como algo basicamente intuitivo, mas como algo principalmente quantitativo, definida por uma equação. Contudo, nós podemos dizer que este é um conceito associado à ordem dos processos irreversíveis no universo. Fisicamente, pode ser associada à quantidade de desordem em um sistema físico. Shannon redefiniu o conceito da entropia de Boltzmann/Gibbs a uma medida da incerteza associada ao conteúdo da informação de um sistema. Nesta teoria, a entropia de uma fonte discreta é freqüentemente obtida por uma distribuição de probabilidades $P = (P_1, \dots, P_k)$, $0 \leq P_i \leq 1$ e $\sum P_i = 1$, onde P_i é a probabilidade do sistema estar no estado i . Neste contexto, a Entropia de Shannon (BGS) pode ser descrita como:

$$S = - \sum_i P_i \ln(P_i) \quad (5.1)$$

Genericamente falando, sistemas que possuem estatísticas do tipo BGS são chamados *sistemas extensivos*. Sistemas desse tipo possuem uma propriedade aditiva, definida a seguir. Sendo X e Y duas variáveis randômicas, com funções de densidade de probabilidade $P = (P_1, \dots, P_n)$ e $Q = (q_1, \dots, q_n)$, respectivamente. Se X e Y forem independentes, de acordo com a Teoria da Probabilidade, a entropia da distribuição composta é definida pela

seguinte regra de aditividade:

$$S(\{p_j\}_{i,j}) = S(\{p_i\}_i) + S(\{q_j\}_j) \quad (5.2)$$

Esta forma tradicional de entropia, chamada de *Entropia de Boltzmann/Gibbs/Shannon* (BGS) é bem conhecida; e por anos vem adquirindo um relativo sucesso na explicação de diversos fenômenos, quando as interações microscópicas efetivas são de curto alcance (i.e. conexões espaciais longas) e a memória microscópica espacial efetiva é de curto alcance (i.e. conexões de curta duração) e as condições limite são *não(multi)fractais*. Genericamente falando, o formalismo básico é aplicável quando (e provavelmente somente quando) o espaço-tempo é *não(multi)fractal*. Se este não for o caso, pode ser necessário estender esse conceito. Em completa analogia com a mecânica Newtoniana, quando as velocidades envolvidas se aproximam da velocidade da luz ou as massas são tão pequenas quanto a massa de um elétron; a mecânica estatística tradicional não se aplica quando às condições mencionadas (interações microscópicas de curto alcance, memória microscópica de curto alcance e condições de contorno (multi)fractais) não acontecem. Todavia, trabalhos recentes baseados no conceito de entropia não-extensiva, conhecida também como *Entropia de Tsallis*, têm gerado um novo interesse no estudo da entropia de Shannon aplicada à Teoria da Informação. Este interesse surgiu principalmente devido às similaridades entre as funções de Shannon e a entropia de Boltzmann/Gibbs. A entropia de Tsallis (ou *q-entropia*) é uma nova proposta para a generalização da entropia tradicional de Boltzmann/Gibbs aplicada aos sistemas de física não-extensiva.

A característica não-extensiva da entropia de Tsallis foi aplicada através de um parâmetro q , que gera algumas propriedades matemáticas como a não-negatividade, concavidade, equiprobabilidade, q-aditividade e q-axiomatividade do grupo. Estas características dão à *q-entropia* flexibilidade na interpretação de diversos sistemas físicos. Por outro lado, este novo tipo de entropia não deixa de explicar os sistemas físicos tradicionais, uma vez que é uma generalização destes.

Entretanto, uma generalização da teoria pode violar um dos seus postulados. No caso

da entropia generalizada proposta por Tsallis, a propriedade aditiva descrita pela Equação (5.2) é violada na forma da Equação (5.3), que se aplica se o sistema possuir uma característica não-extensiva. Neste caso, a estatística de Tsallis é útil e a q -aditividade descreve melhor o sistema composto.

$$\begin{aligned} S_q(\{p_i q_i\}_{i,j}) &= S_q(\{p_i\}) + S_q(\{q_j\}_j) \\ &\quad +(1-q).S_q(\{p_i\}).(\{q_j\}_j) \end{aligned} \tag{5.3}$$

Nesta equação, o termo $(1 - q)$ representa o grau de não-aditividade: no limite $q \rightarrow 1$, $S(X + Y)$ ela tende à entropia BGS. O caráter extensivo também pode ser visto na equação geral da entropia proposta por Tsallis, que é:

$$S_q(p_1, \dots, p_k) = \frac{1 - \sum_{i=1}^k (p_i)^q}{q - 1} \tag{5.4}$$

onde k é o número do total de possibilidades do sistema e o número real q é o índice entrópico que caracteriza o grau de não-extensividade. Como explicado acima, quando $q \rightarrow 1$, a Equação (5.4) tende à entropia BGS tradicional, definida pela Equação (5.1).

Considerando $S_q \geq 0$ no formalismo pseudo-aditivo da Equação (5.3), a seguinte classificação para sistemas entrópicos é definida:

- Entropia subextensiva ($q > 1$)
- Entropia extensiva ($q = 1$)
- Entropia superextensiva ($q < 1$)

Levando em consideração as similaridades entre os formalismos de Shannon e a entropia de Boltzmann/Gibbs, é interessante investigar a possibilidade de generalização da entropia de Shannon para o caso da teoria da informação, recentemente mostrada por Yamano[20]. Esta generalização pode ser extendida aos sistemas de classificação de imagens aplicando-se a entropia de Tsallis[1], que possui conteúdo de informação não aditiva.

5.4.1 Segmentação por Entropia

Entropia é uma estratégia conhecida de segmentação de imagens que vem sendo utilizada há décadas. Neste trabalho, utilizamos a entropia de Tsallis para encontrar um limiar ótimo a ser aplicado à segmentação de imagens de toras de madeira. A maneira como utilizamos esta entropia é aquela proposta por Tsallis, em [2, 3] e aplicada por Albuquerque et al.[14] em imagens de mamografia.

Se considerarmos as duas variáveis randômicas, X e Y , como mencionado anteriormente, e sendo P a função de densidade de probabilidade do fundo (*background*) e Q a função de densidade de probabilidade do *foreground* (toras de madeira), considerando $\sum_{i=1}^t \left(\frac{p_i}{N}\right) = 1$ e $\sum_{i=t+1}^L \left(\frac{p_i}{M}\right) = 1$, e supondo que t é um limiar(*threshold*), M é o total da soma dos pixels do *background*, N é o total da soma dos pixels do *foreground*, e os níveis de cinza estão igualmente discretizados entre 1 e L , a entropia do sistema composto, considerando os sistemas não extensivos, de acordo com a Equação (5.3), será:

$$\begin{aligned} S_q(X + Y) &= S_q(X) + S_q(Y) \\ &\quad + (1 - q).S_q(X).S_q(Y) \end{aligned} \tag{5.5}$$

onde

$$S_q(X) = \frac{1 - \sum_{i=1}^t \left(\frac{p_i}{N}\right)^q}{q - 1} \tag{5.6}$$

e

$$S_q(Y) = \frac{1 - \sum_{i=t+1}^L \left(\frac{p_i}{M}\right)^q}{q - 1} \tag{5.7}$$

Neste trabalho, nós maximizamos a informação medida entre duas classes (toras de madeira e o fundo). Quando $S_q(X + Y)$ é maximizado, o nível de luminância t é tomado como o valor ótimo do limiar. Isso pode ser realizado com um baixo custo computacional.

$$t_{opt} = \arg \max [S_q^X(t) + S_q^Y(t) + (1 - q).S_q^X(t).S_q^Y(t)] \quad (5.8)$$

Por esta razão, é interessante analisar as imagens à luz da entropia não-extensiva. Apesar de ser difícil discutir as características não-extensivas (longo alcance e interações de memória de longo alcance e comportamento fractal) para imagens em geral, o que pode vir a justificar quantitativamente o uso da q -entropia para a segmentação de imagens, o parâmetro q introduz uma flexibilidade na formulação entrópica que sugere uma investigação da segmentação sob a variação do q . Em [14], Albuquerque et al. realizou testes sobre o q para imagens de mamografia e obteve bons resultados para $0 \leq q \leq 1$, o que sugere um sistema não-extensivo para esse tipo de imagens.

Neste trabalho, nós sugerimos o uso da q -entropia para encontrar, através da limiarização, o fator de cubicação (explicado no Capítulo 2) para as fotos das toras de madeira, possibilitando assim, junto às medidas da pilha em *estéreo*, o cálculo automático do seu volume. Além da entropia de Tsallis, também foram realizados testes utilizando-se a entropia tradicional de Shannon no mesmo contexto. As figuras 5.5 e 5.6 mostram exemplos de uma imagem segmentada por entropia de Shannon e por Entropia de Tsallis, respectivamente.

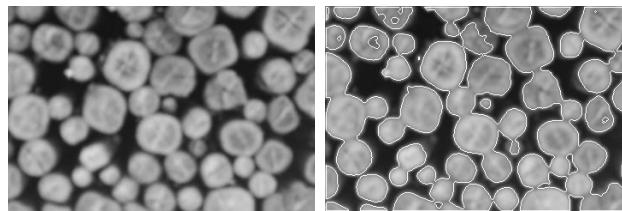


Figura 5.5: Exemplo de resultado da segmentação de imagens por entropia de Shannon

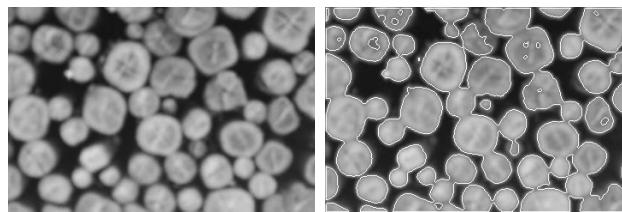


Figura 5.6: Exemplo de resultado da segmentação de imagens por Entropia de Tsallis

5.5 Plataforma de desenvolvimento utilizada

Para implementar as técnicas de PDI propostas neste trabalho foi utilizada linguagem C++, utilizando-se a biblioteca de processamento de imagens Intel OpenCV.

A OpenCV é uma biblioteca multiplataforma (pode ser compilada para os principais sistemas operacionais disponíveis no mercado), que consiste em centenas de funções voltadas para o processamento de imagens e Visão Computacional.

Capítulo 6

Resultados obtidos

Este capítulo expõe os resultados obtidos nos experimentos nos quais se aplicaram os procedimentos discutidos no capítulo 5. Para avaliar a qualidade dos valores obtidos pelos métodos computacionais testados nesse trabalho, utilizamos os fatores calculados com base na medição manual de volume sólido das pilhas de madeira, medido através de fita métrica. Esses fatores são expostos na tabela 6.1. Na figura 6.1 vemos as fotos originais, e na Figura 6.2 as amostras retiradas delas para análise.

Pilha	Fator de cubicação (%)
1	62,070
2	57,890
3	59,770
4	68,950
5	59,510

Tabela 6.1: Fatores de cubicação calculados com base em medições manuais, tiradas com fita métrica

Cada metodologia foi testada para diferentes tamanhos de janela¹. Obtivemos os resultados a seguir.

¹Chamamos aqui de “janela” cada subdivisão da imagem principal. Como parte da estratégia de segmentação, a foto foi dividida em diversos quadros e um limiar foi calculado individualmente para cada um; aplicando-se individualmente o algoritmo *threshold*.

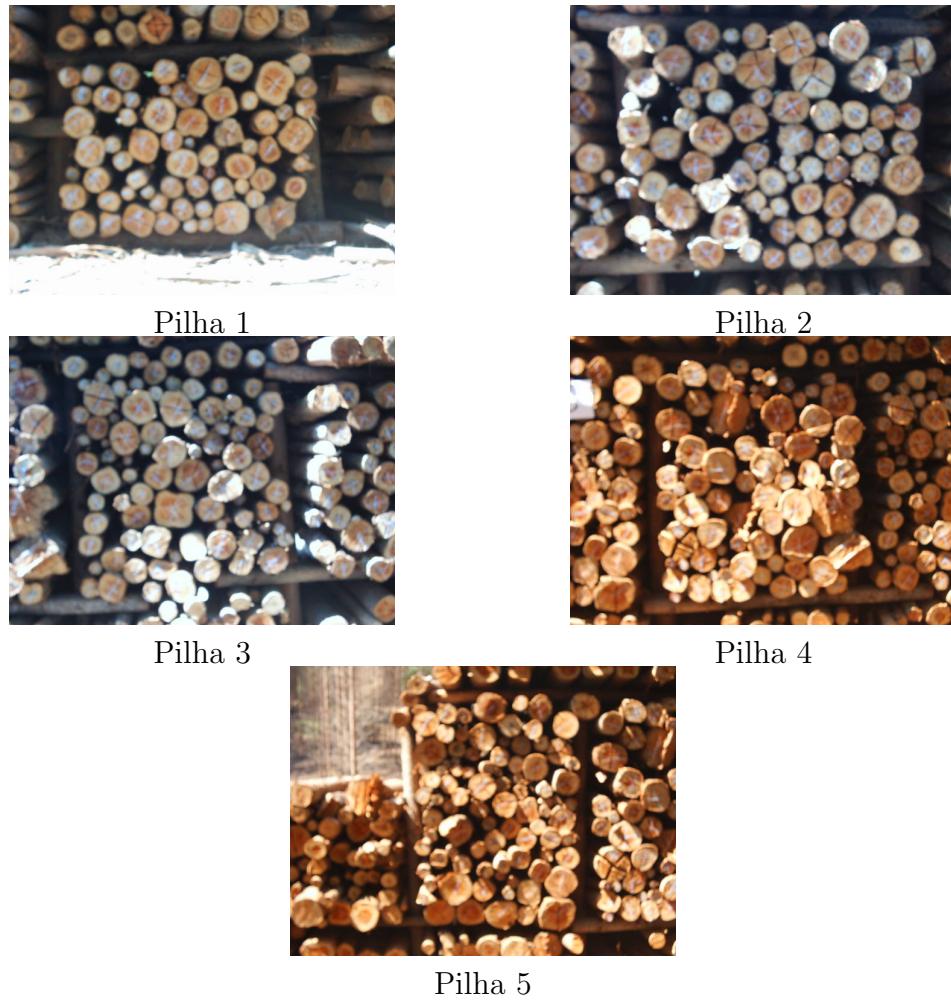


Figura 6.1: Fotos originais das pilhas, de 1 a 5

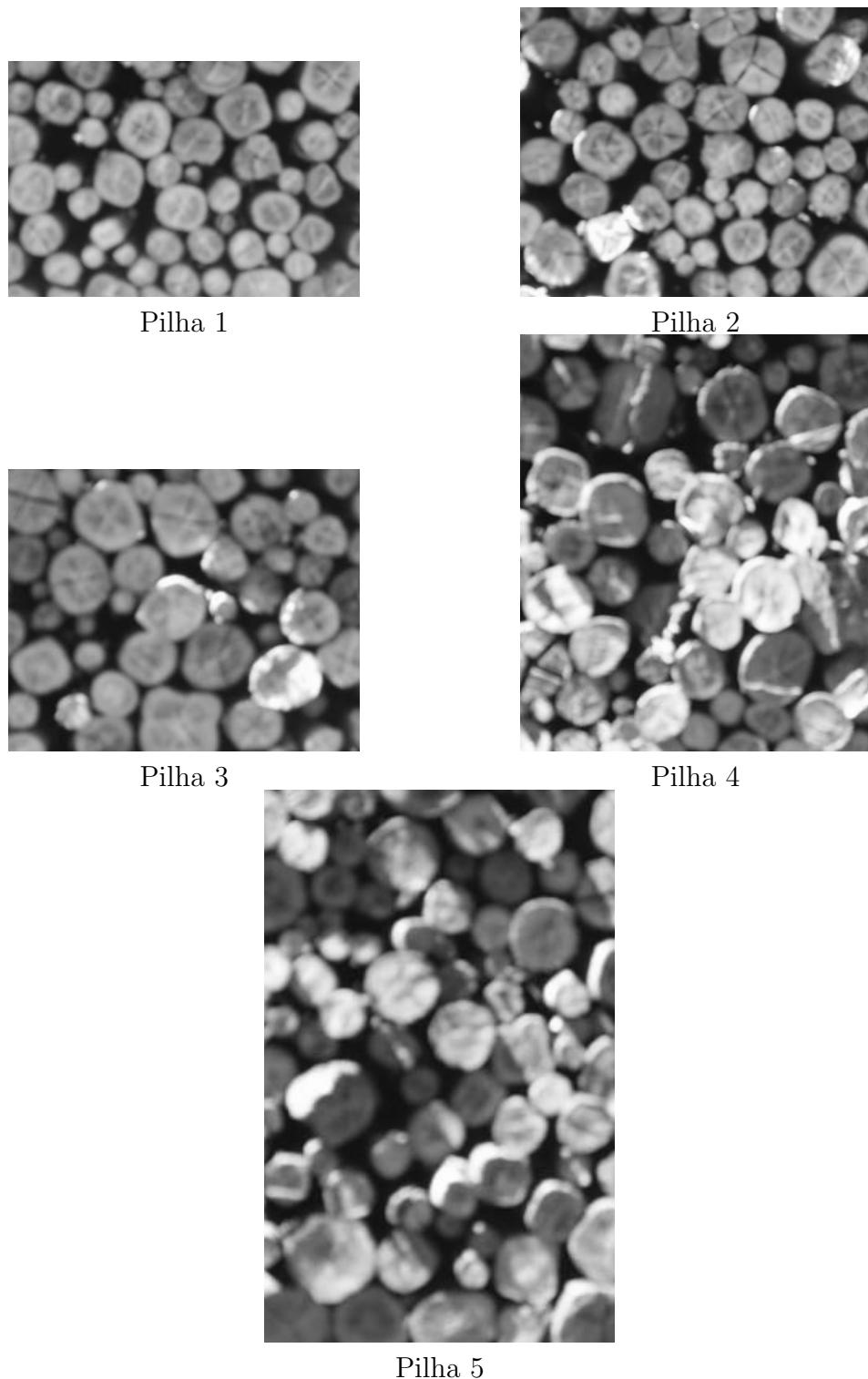


Figura 6.2: Amostras extraídas das fotos das pilhas de 1 a 5

6.1 Segmentação por média

Utilizando segmentação por média, obtivemos os resultados expostos na tabela 6.2.

Pilha	50x50	100x100	120x120	200x200
1	60,203	60,557	60,503	59,962
2	59,547	59,970	59,554	59,245
3	56,877	56,867	56,430	56,430
4	49,518	48,304	47,808	45,092
5	46,430	45,542	45,841	44,151

Tabela 6.2: Resultados dos testes com segmentação por média, para os tamanhos (em pixels) de janela testados

Comparando com os valores obtidos manualmente, obtemos o seguinte desempenho, demonstrado na tabela 6.3 e na figura 6.3. As figuras 6.10 a 6.13 mostram as fotos das imagens segmentadas com o método.

Pilha	50x50	100x100	120x120	200x200
1	96,99%	97,56%	97,47%	96,60%
2	95,94%	96,62%	95,95%	95,45%
3	91,63%	91,62%	90,91%	90,91%
4	85,54%	83,44%	82,58%	77,89%
5	77,68%	76,20%	76,70%	73,87%

Tabela 6.3: Desempenho do algoritmo de segmentação por média

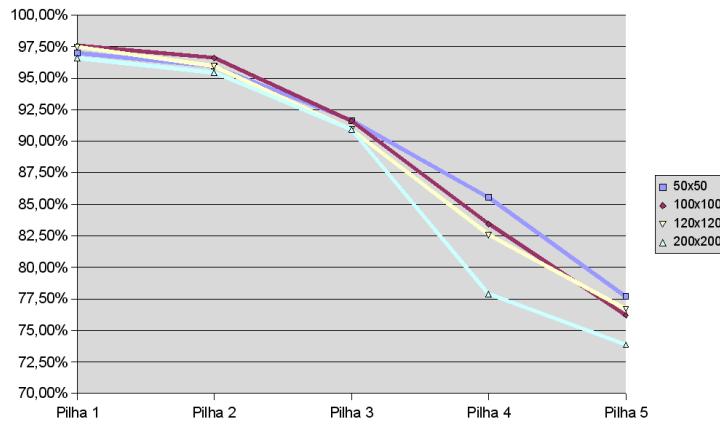


Figura 6.3: Desempenho do algoritmo de segmentação por média

6.2 Segmentação por limiar adaptativo

Utilizando segmentação por limiar adaptativo, obtivemos os resultados expostos na tabela 6.4.

Pilha	50x50	100x100	120x120	200x200
1	64,178	64,276	64,198	63,922
2	63,670	64,002	63,777	63,567
3	60,101	60,198	60,107	60,107
4	49,761	48,302	46,768	43,044
5	44,743	44,003	43,911	41,806

Tabela 6.4: Resultados dos testes com segmentação por limiar adaptativo

Comparando com os valores obtidos manualmente, obtemos o seguinte desempenho, demonstrado na tabela 6.5 e na figura 6.4. As figuras 6.14 a 6.17 mostram as fotos das imagens segmentadas com o método.

Pilha	50x50	100x100	120x120	200x200
1	96,60%	96,45%	96,57%	97,02%
2	97,42%	96,89%	97,25%	97,59%
3	96,83%	96,98%	96,84%	96,84%
4	85,96%	83,44%	80,79%	74,35%
5	74,86%	73,62%	73,47%	69,94%

Tabela 6.5: Desempenho do algoritmo de segmentação por limiar adaptativo

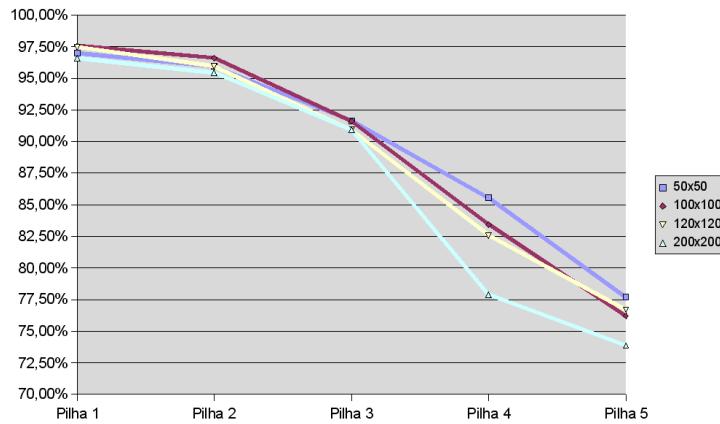


Figura 6.4: Desempenho do algoritmo de segmentação por limiar adaptativo

6.3 Segmentação por Entropia de Shannon

Utilizando segmentação por Entropia de Shannon, obtivemos os resultados expostos na tabela 6.6.

Pilha	50x50	100x100	120x120	200x200
1	52,14	60,66	60,74	61,78
2	57,53	44,07	46,66	38,87
3	56,91	27,49	31,59	5,64
4	41,32	38,72	38,38	39,04
5	38,79	38,64	38,83	38,81

Tabela 6.6: Resultados dos testes com segmentação por entropia de Shannon

Comparando com os valores obtidos manualmente, obtemos o seguinte desempenho, demonstrado na tabela 6.7 e na figura 6.5. As figuras 6.18 a 6.21 mostram as fotos das imagens segmentadas com o método.

Pilha	50x50	100x100	120x120	200x200
1	84,00%	97,73%	97,86%	99,53%
2	92,69%	71,01%	75,18%	62,63%
3	91,68%	44,29%	50,89%	9,08%
4	71,37%	66,88%	66,29%	67,43%
5	64,90%	64,65%	64,96%	64,92%

Tabela 6.7: Desempenho do algoritmo de segmentação por Entropia de Shannon

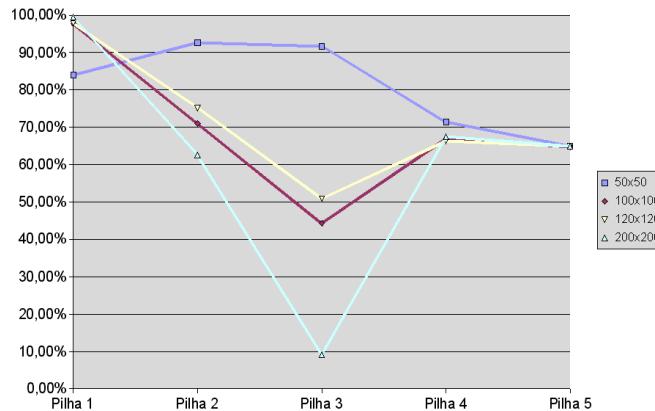


Figura 6.5: Desempenho do algoritmo de segmentação por Entropia de Shannon

6.4 Segmentação por Entropia de Tsallis

Utilizando segmentação por Entropia de Tsallis, obtivemos os resultados abaixo. As tabelas 6.8 e 6.9 mostram os resultados encontrados, variando-se o valor do q .

Pilha	$q = -2$	$q = -1,5$	$q = -1$	$q = 0$	$q = 0,5$	$q = 1,5$	$q = 2$
1	51,55	54,36	59,97	60,79	63,12	61,18	60,73
2	51,57	51,09	54,66	52,7	58,64	54,58	54,18
3	50,37	51,31	53,82	54,25	58,94	56,63	54,54
4	51,39	51,75	51,27	47,68	41,41	41,24	41,11
5	47,16	46,13	43,72	43,89	38,71	39,42	39,92

Tabela 6.8: Resultados dos testes com segmentação por entropia de Tsallis com tamanho da janela igual a 50x50 pixels

Pilha	$q = -2$	$q = -1,5$	$q = -1$	$q = 0$	$q = 0,5$	$q = 1,5$	$q = 2$
1	49,79	49,71	50,56	59,34	62,08	53,74	57,45
2	51,94	51,4	49,91	58,81	52,69	40,61	39,54
3	49,32	49,25	47,11	44,2	44,71	27,82	37,42
4	51,45	52,97	53,6	28,12	39,01	38,24	36,5
5	49,63	47,35	40,42	31,76	37,97	39,24	39,55

Tabela 6.9: Resultados dos testes com segmentação por entropia de Tsallis com tamanho da janela igual a 100 x 100 pixels

Comparando com os valores obtidos manualmente, obtemos os seguintes desempenhos, demonstrados na tabelas 6.10 e 6.11 e nas figuras 6.6 e 6.7. As figuras 6.22 a 6.25 mostram as fotos das imagens segmentadas com o método.

Pilha	$q = -2$	$q = -1,5$	$q = -1$	$q = 0$	$q = 0,5$	$q = 1,5$	$q = 2$
1	83,05%	87,57%	96,62%	97,93%	98,30%	98,56%	97,83%
2	83,09%	82,31%	88,06%	84,90%	94,47%	87,93%	87,29%
3	81,15%	82,67%	86,71%	87,40%	94,96%	91,23%	87,86%
4	88,78%	89,39%	88,57%	82,36%	71,54%	71,23%	71,01%
5	78,91%	77,17%	73,14%	73,43%	64,77%	65,95%	66,79%

Tabela 6.10: Desempenho do algoritmo de segmentação por Entropia de Tsallis com janela igual a 50x50 pixels, variando-se o valor do q

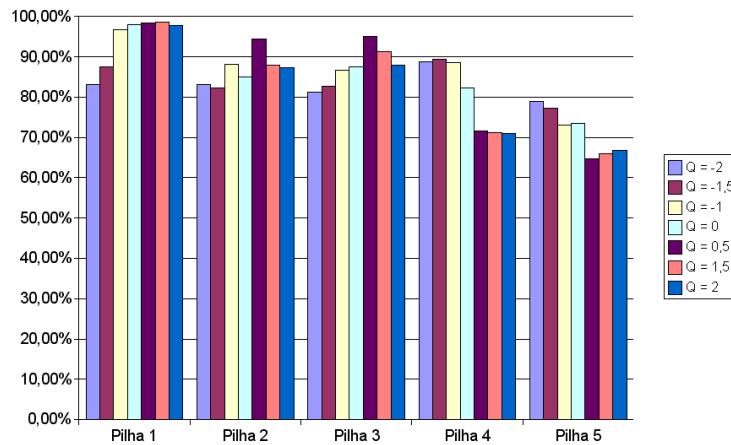


Figura 6.6: Desempenho do algoritmo de segmentação por Entropia de Tsallis com janela igual a 50 x 50 pixels

Pilha	$q = -2$	$q = -1,5$	$q = -1$	$q = 0$	$q = 0,5$	$q = 1,5$	$q = 2$
1	80,21%	80,08%	81,46%	95,60%	99,98%	86,58%	92,55%
2	83,68%	82,82%	80,42%	94,74%	84,89%	65,43%	63,71%
3	79,45%	79,34%	75,89%	71,21%	72,03%	44,82%	60,29%
4	88,88%	91,50%	92,60%	48,58%	67,38%	66,06%	63,05%
5	83,04%	79,21%	67,62%	53,13%	63,53%	65,66%	66,17%

Tabela 6.11: Desempenho do algoritmo de segmentação por Entropia de Tsallis com janela igual a 100 x 100 pixels, variando-se o valor do q

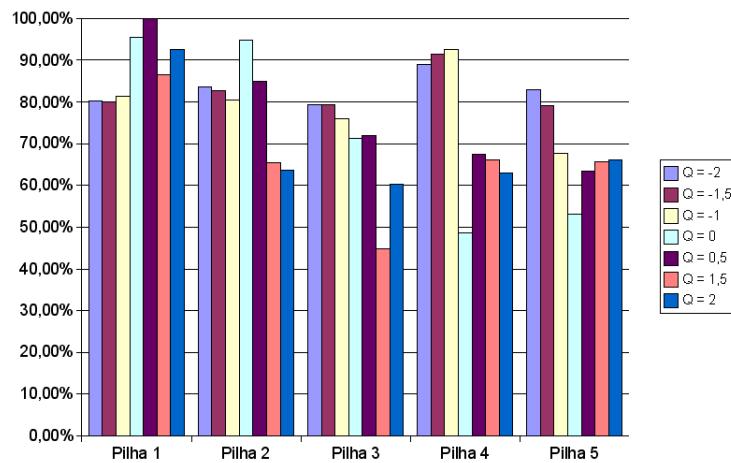


Figura 6.7: Desempenho do algoritmo de segmentação por Entropia de Tsallis com janela igual a 100 x 100 pixels

6.5 Comparações entre as metodologias

A figuras 6.8 e 6.9 demonstram as comparações entre os desempenhos das metodologias testadas.

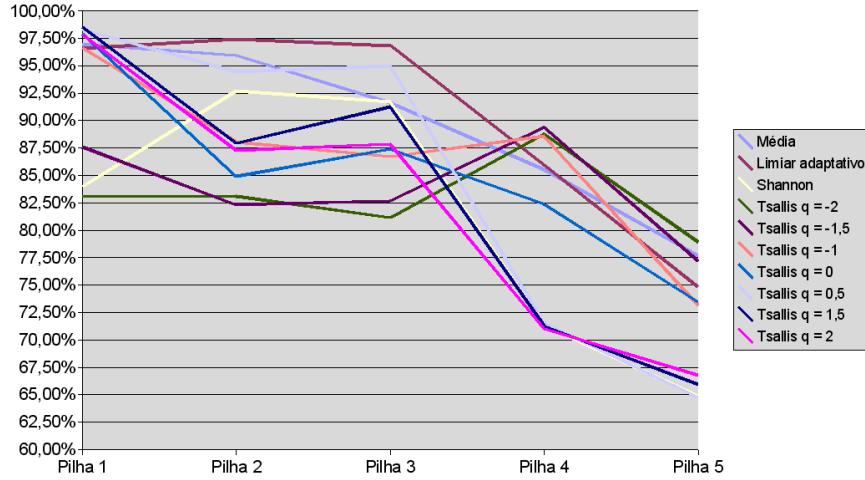


Figura 6.8: Comparação entre os desempenhos dos algoritmos utilizando janela de 50x50 pixels

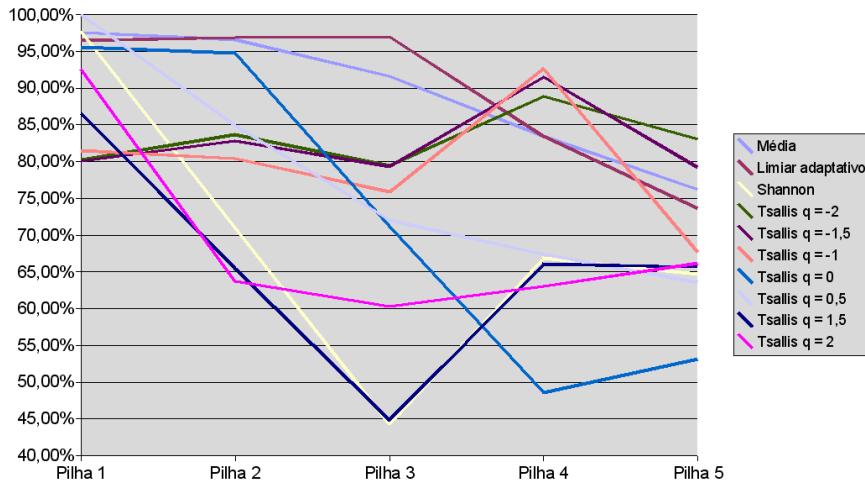


Figura 6.9: Comparação entre os desempenhos dos algoritmos utilizando janela de 100x100 pixels

6.6 Fotos de resultados obtidos com a segmentação

Listamos nas próximas páginas algumas das fotos de resultados obtidos com os testes.

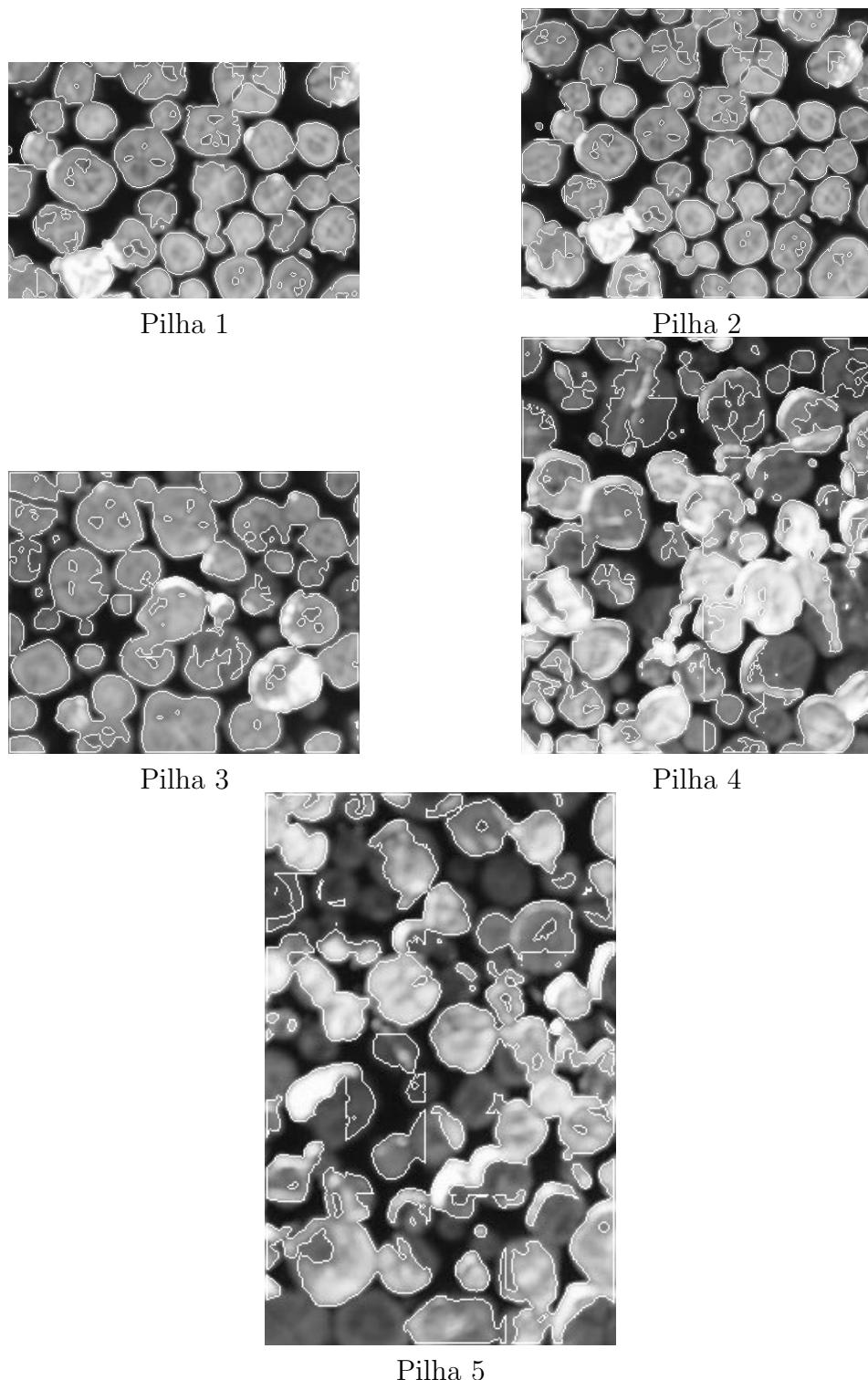


Figura 6.10: Fotos de resultados obtidos na segmentação por média, com janela 50x50 pixels.

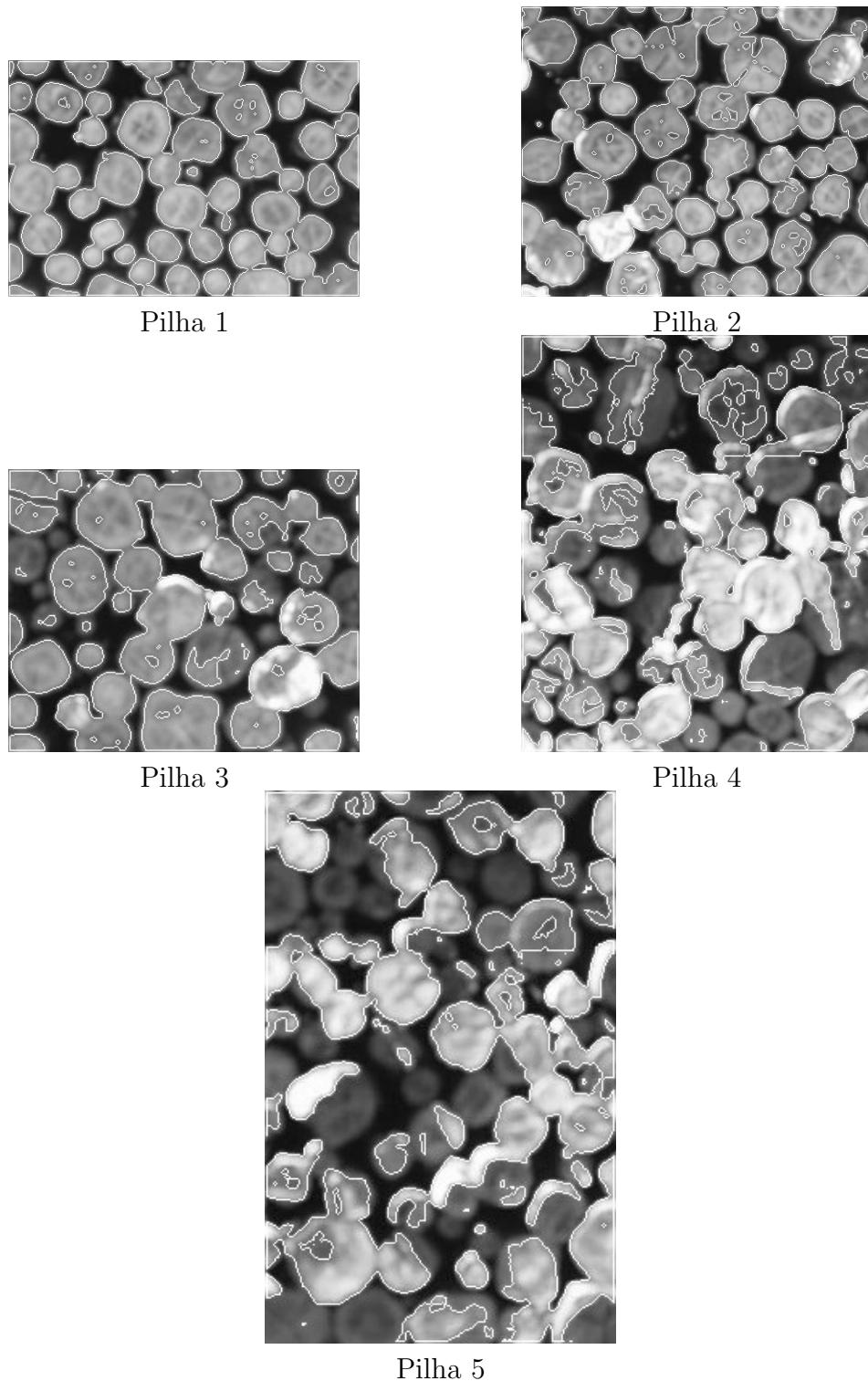


Figura 6.11: Fotos de resultados obtidos na segmentação por média, com janela 100x100 pixels.

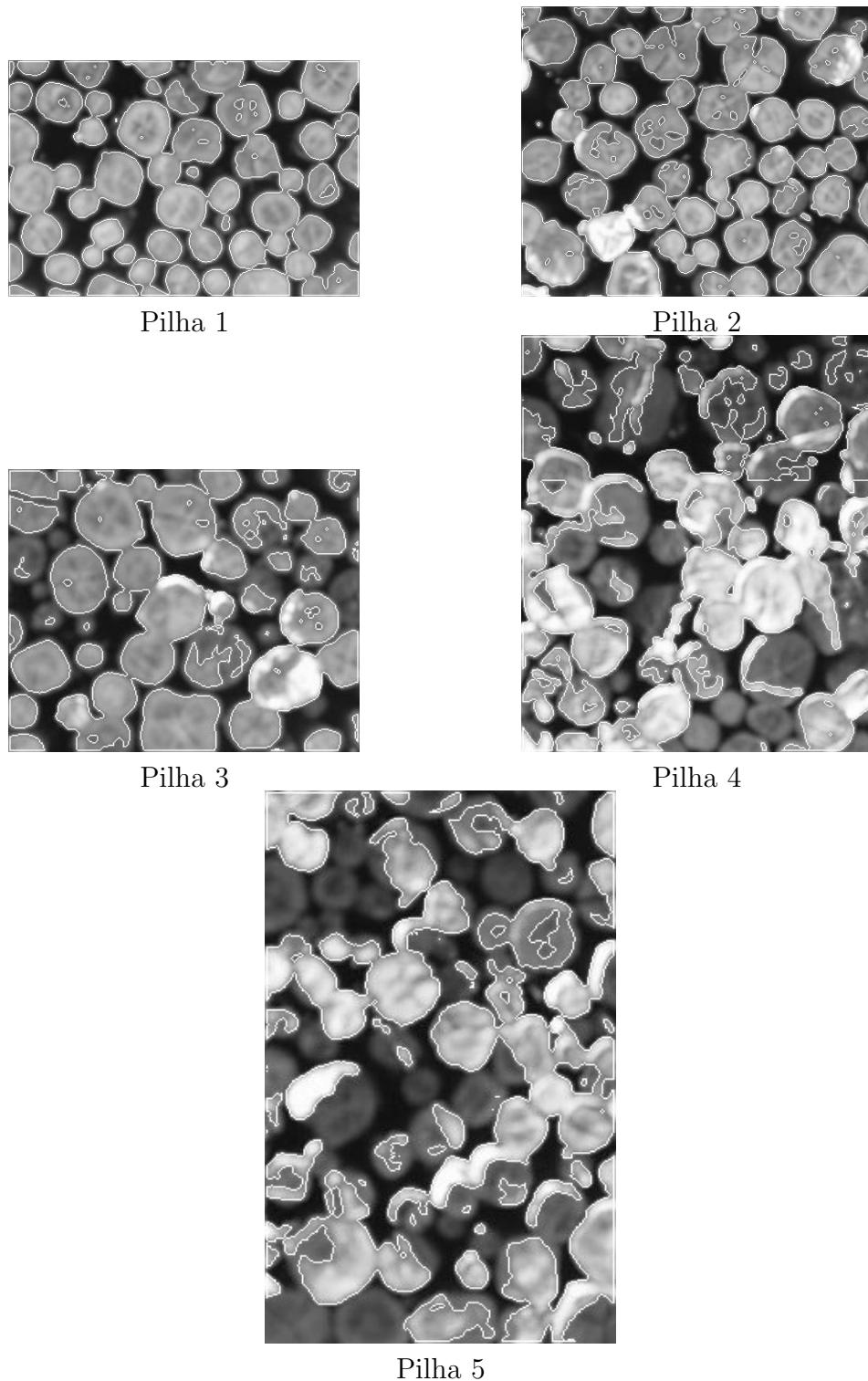


Figura 6.12: Fotos de resultados obtidos na segmentação por média, com janela 120x120 pixels.

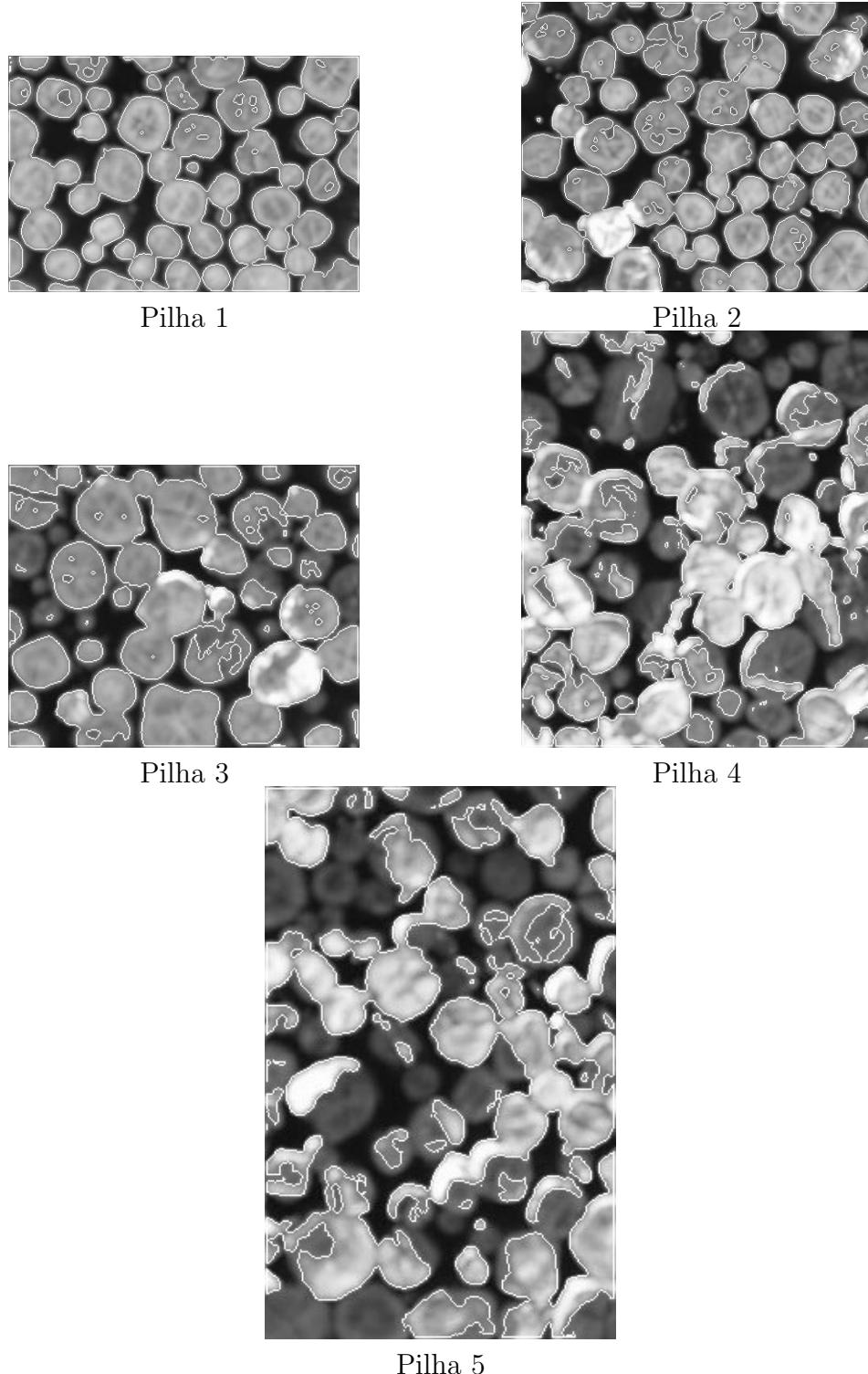


Figura 6.13: Fotos de resultados obtidos na segmentação por média, com janela 200x200 pixels.

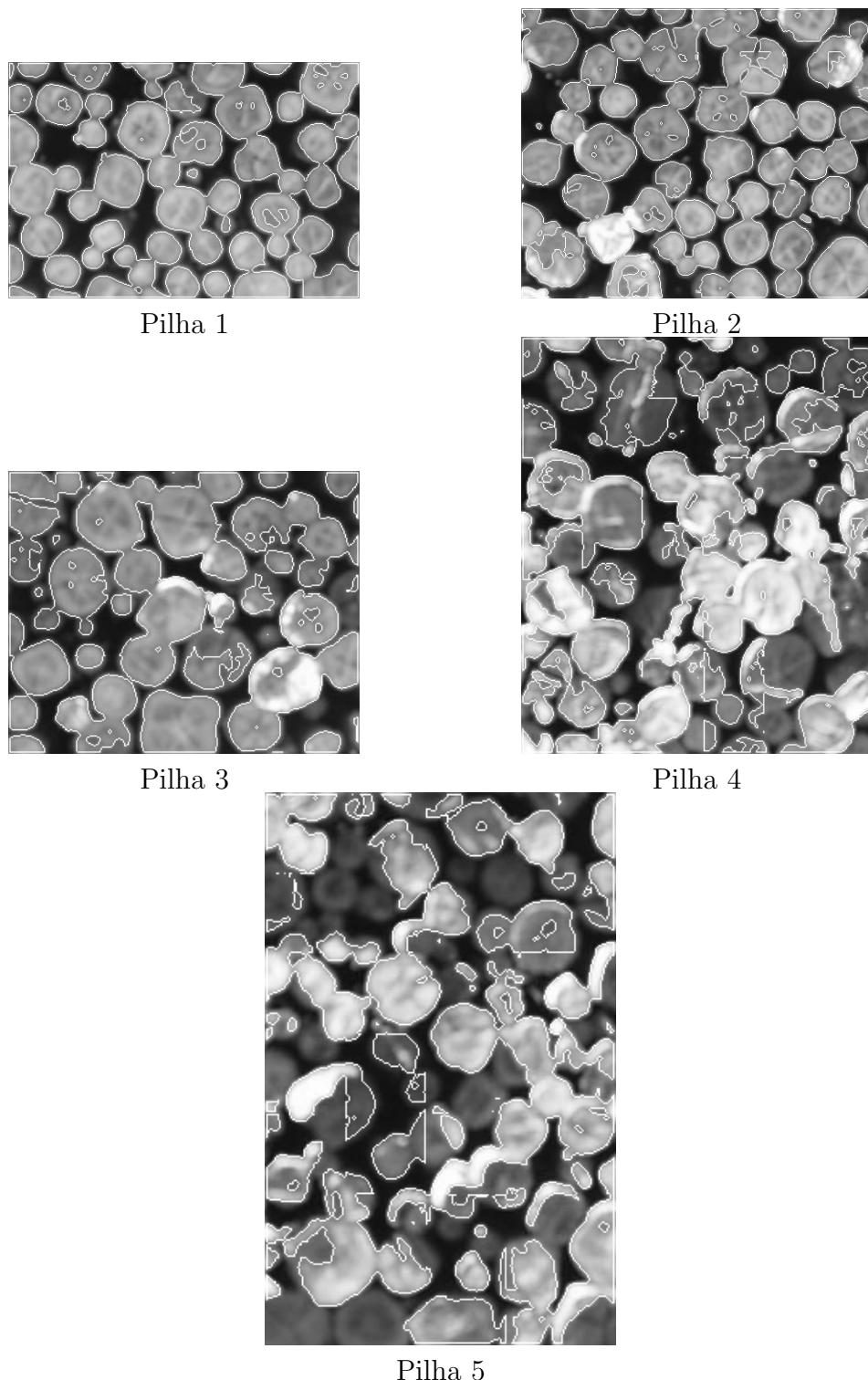


Figura 6.14: Fotos de resultados obtidos na segmentação por limiar adaptativo, com janela 50x50 pixels.

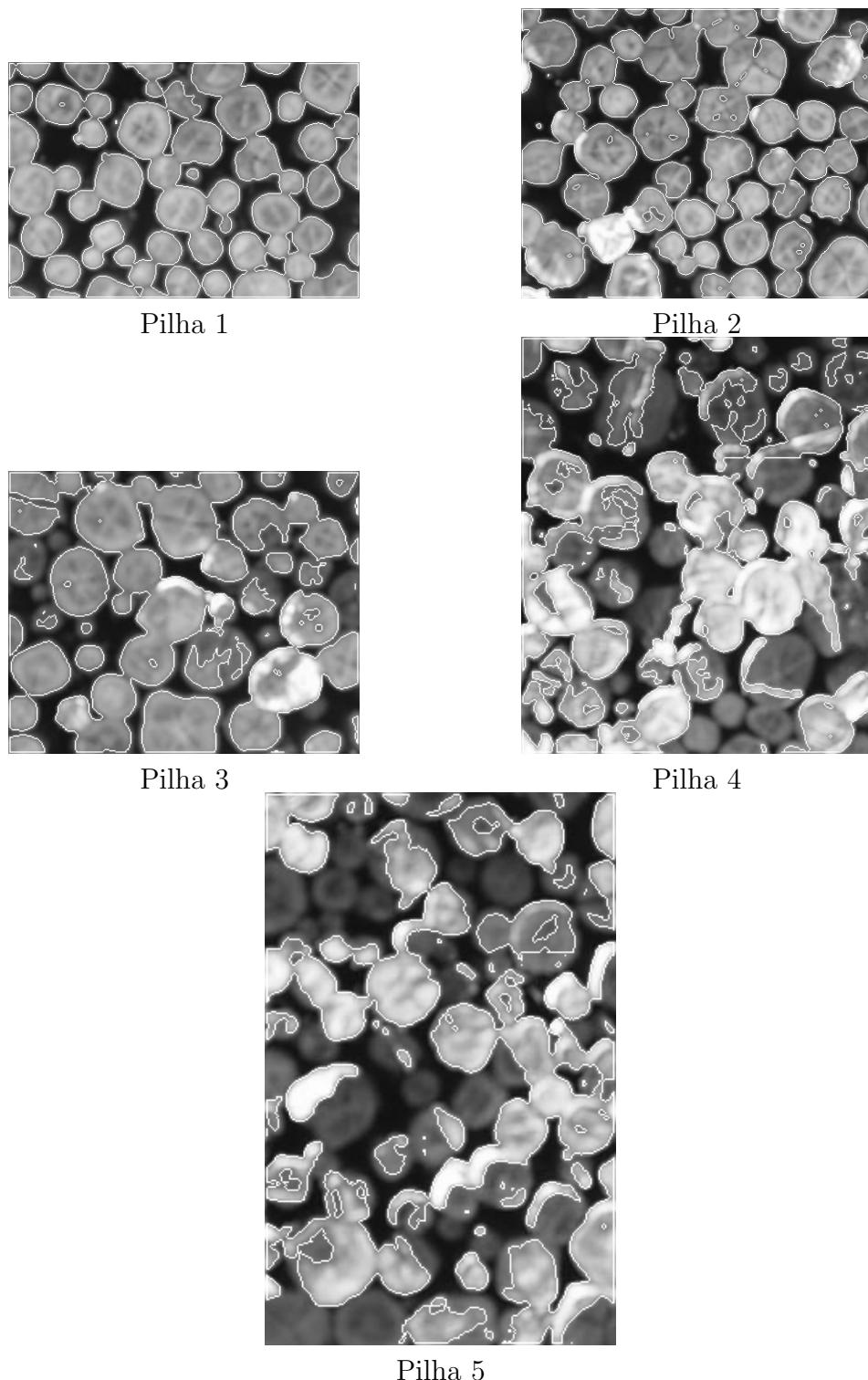


Figura 6.15: Fotos de resultados obtidos na segmentação por limiar adaptativo, com janela 100x100 pixels.

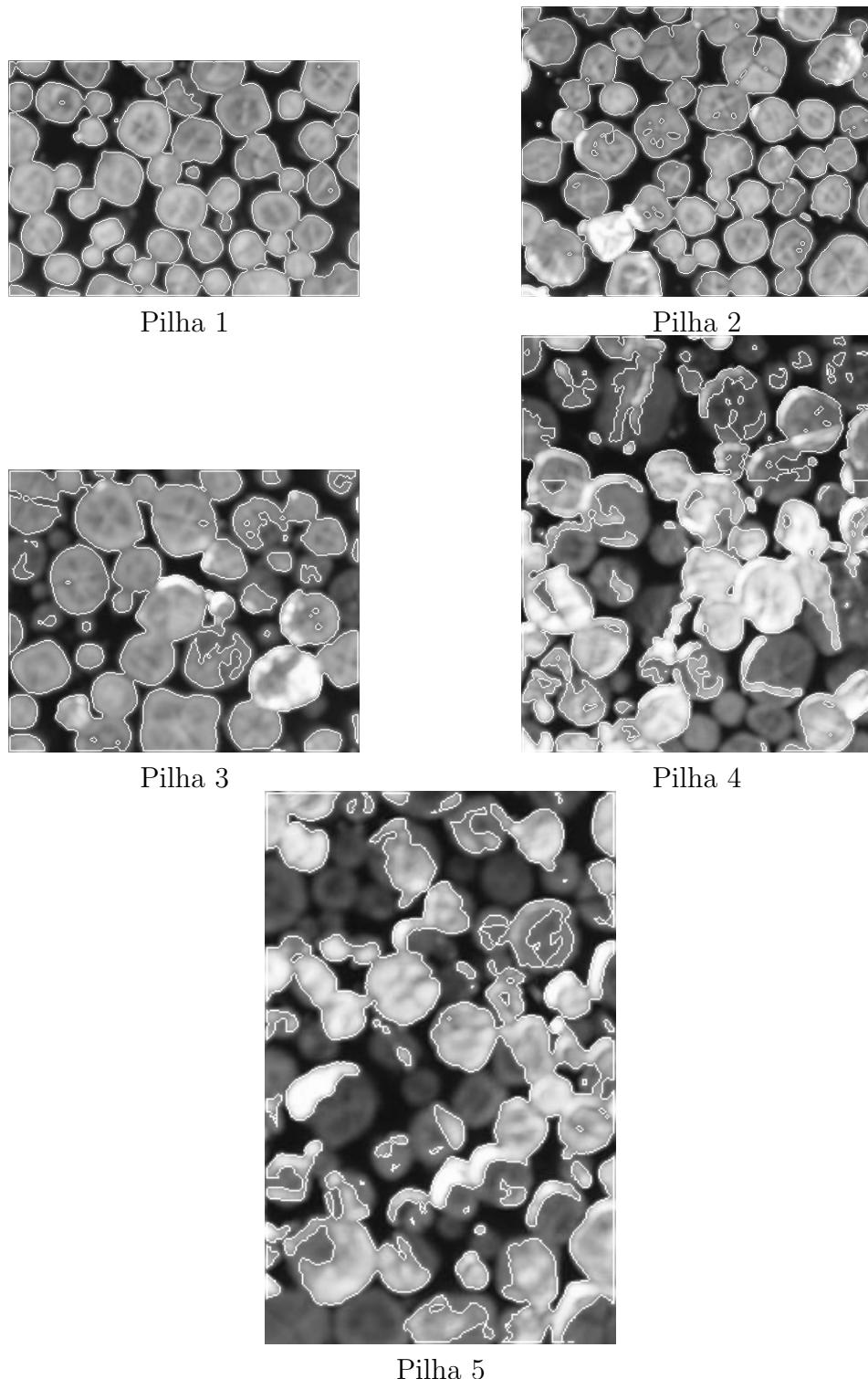


Figura 6.16: Fotos de resultados obtidos na segmentação por limiar adaptativo, com janela 120x120 pixels.

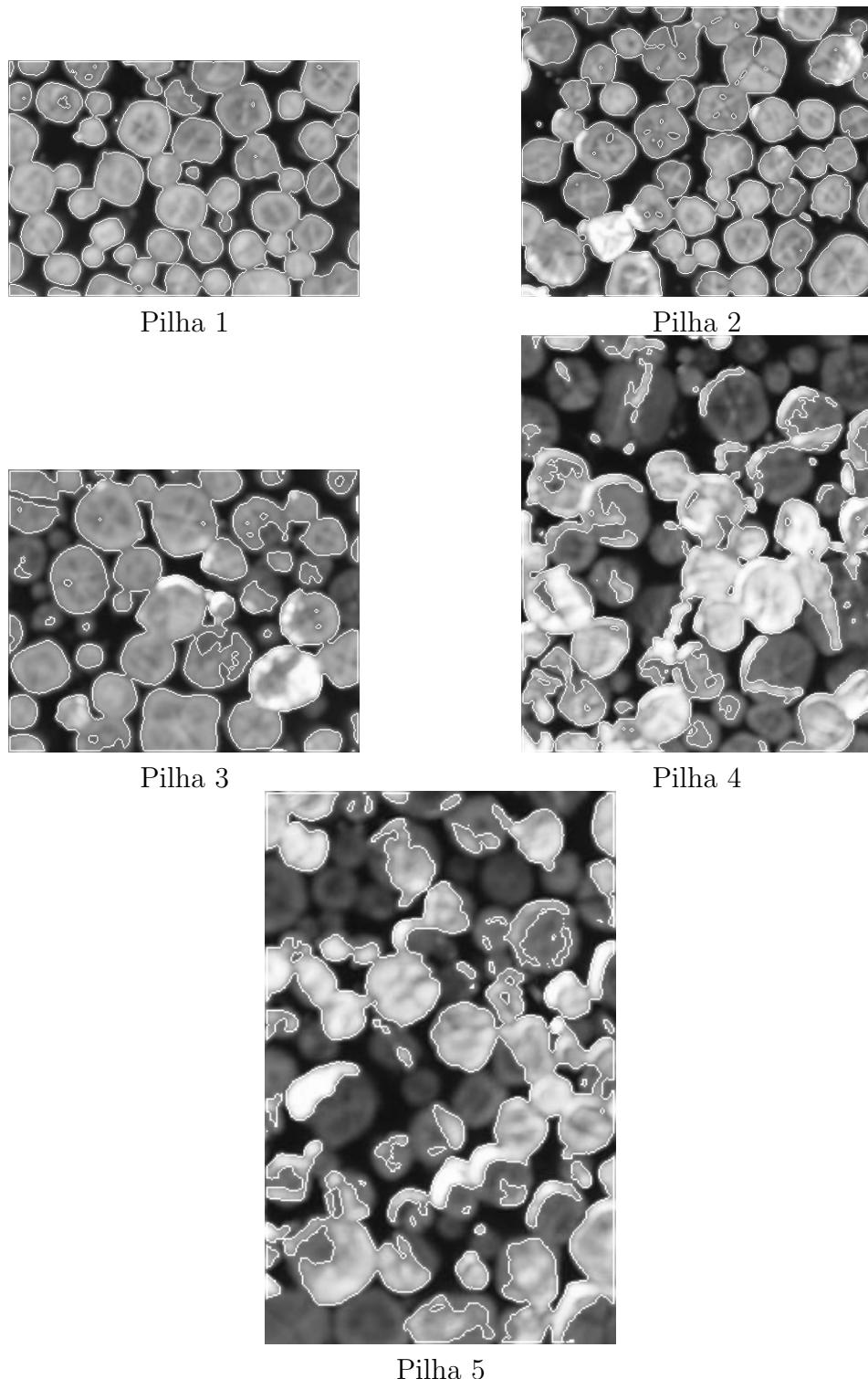


Figura 6.17: Fotos de resultados obtidos na segmentação por limiar adaptativo, com janela 200x200 pixels.

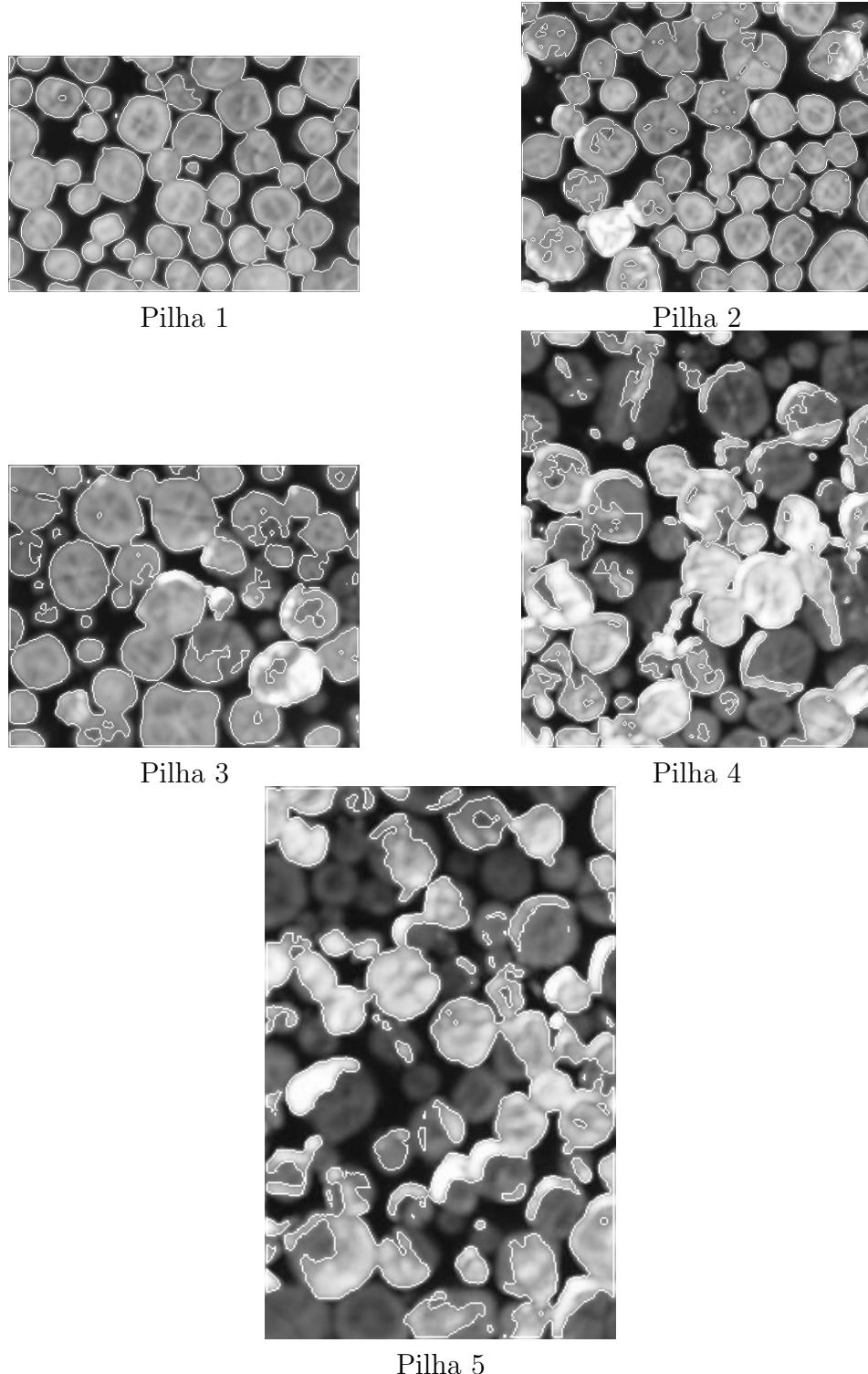


Figura 6.18: Fotos de resultados obtidos na segmentação por Entropia de Shannon, com janela 50x50 pixels.

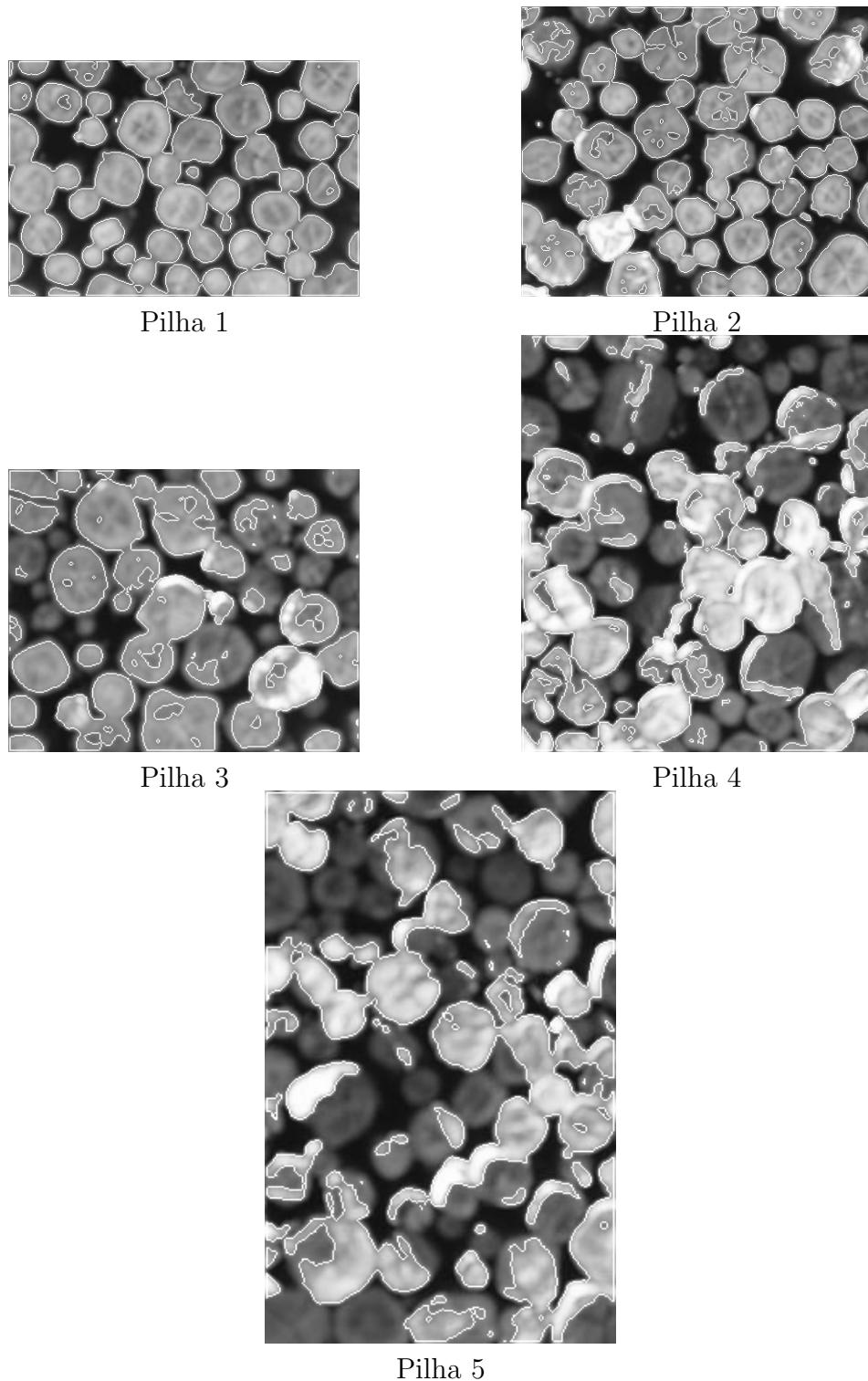


Figura 6.19: Fotos de resultados obtidos na segmentação por Entropia de Shannon, com janela 100x100 pixels.

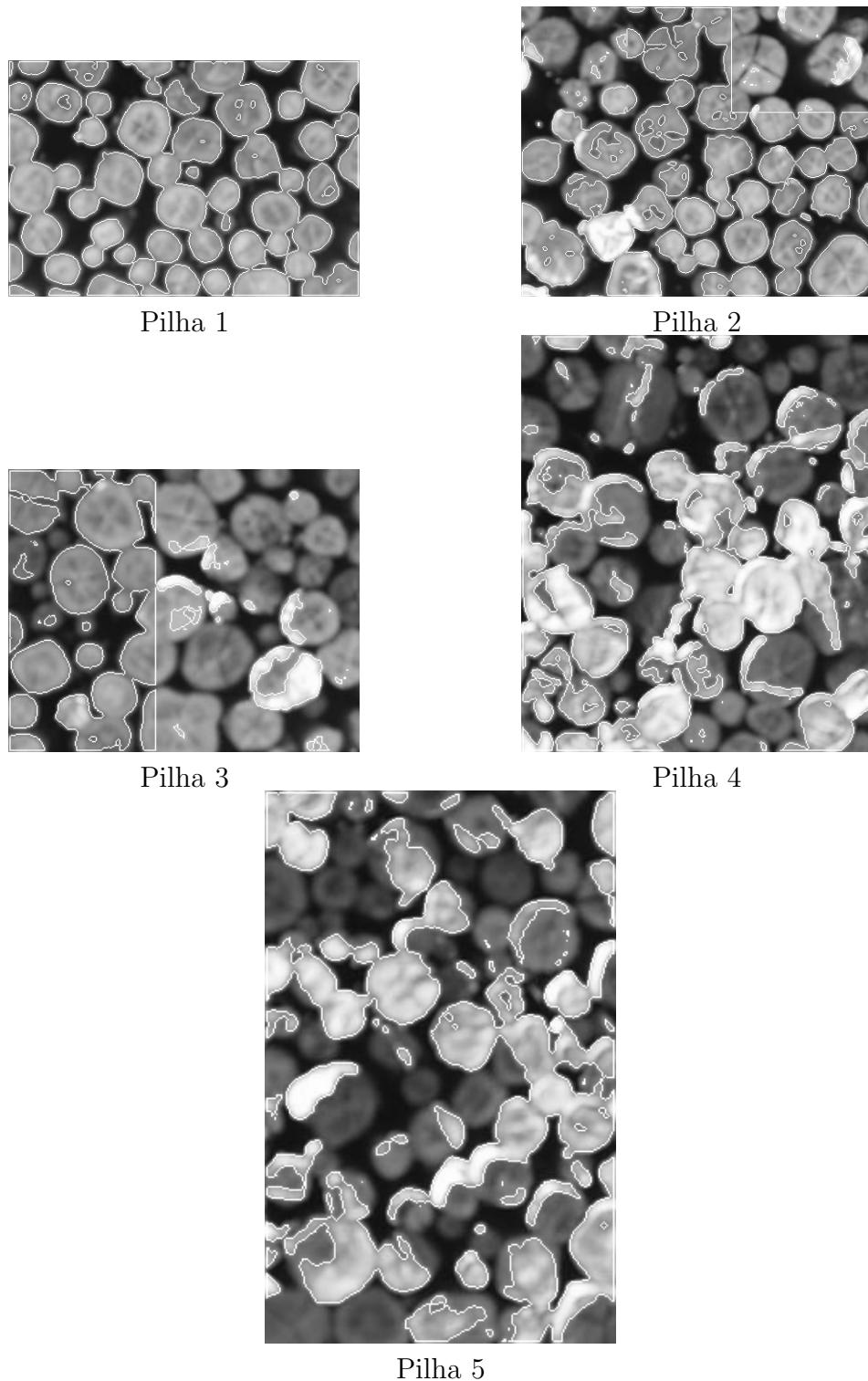


Figura 6.20: Fotos de resultados obtidos na segmentação por Entropia de Shannon, com janela 120x120 pixels.

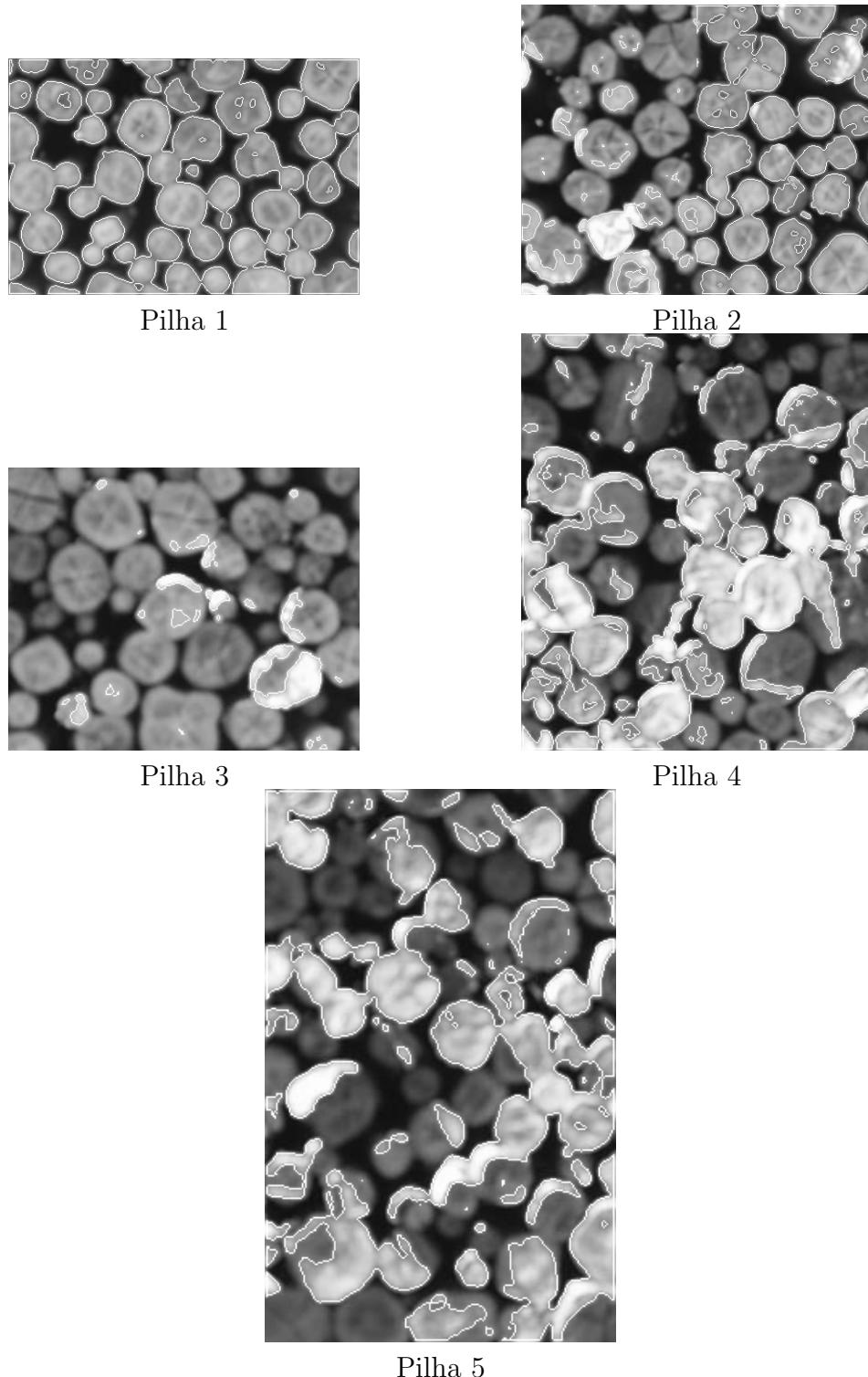


Figura 6.21: Fotos de resultados obtidos na segmentação por Entropia de Shannon, com janela 200x200 pixels.

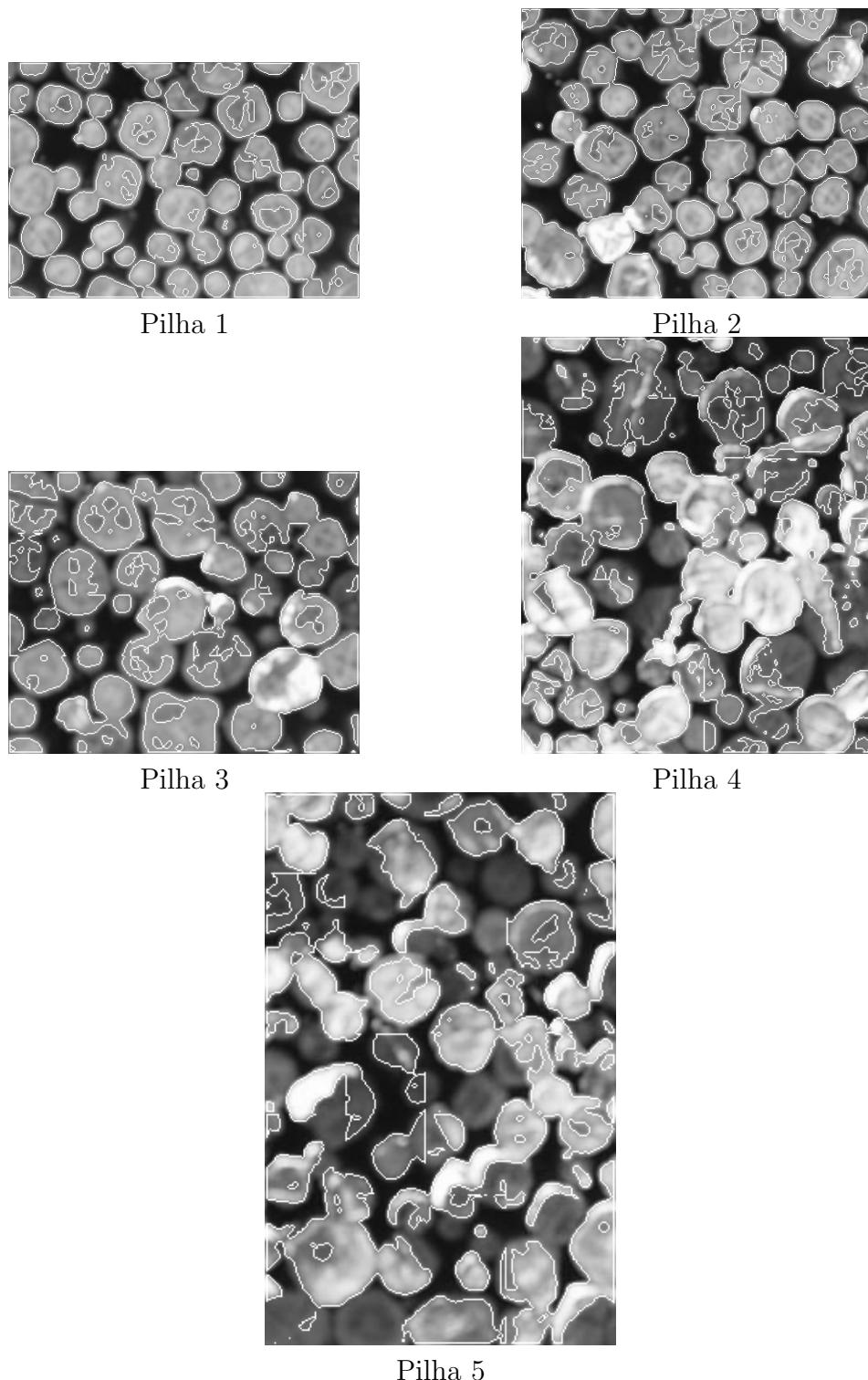


Figura 6.22: Fotos de resultados obtidos na segmentação por Entropia de Tsallis, com $q = -2.0$ e janela 50x50 pixels.

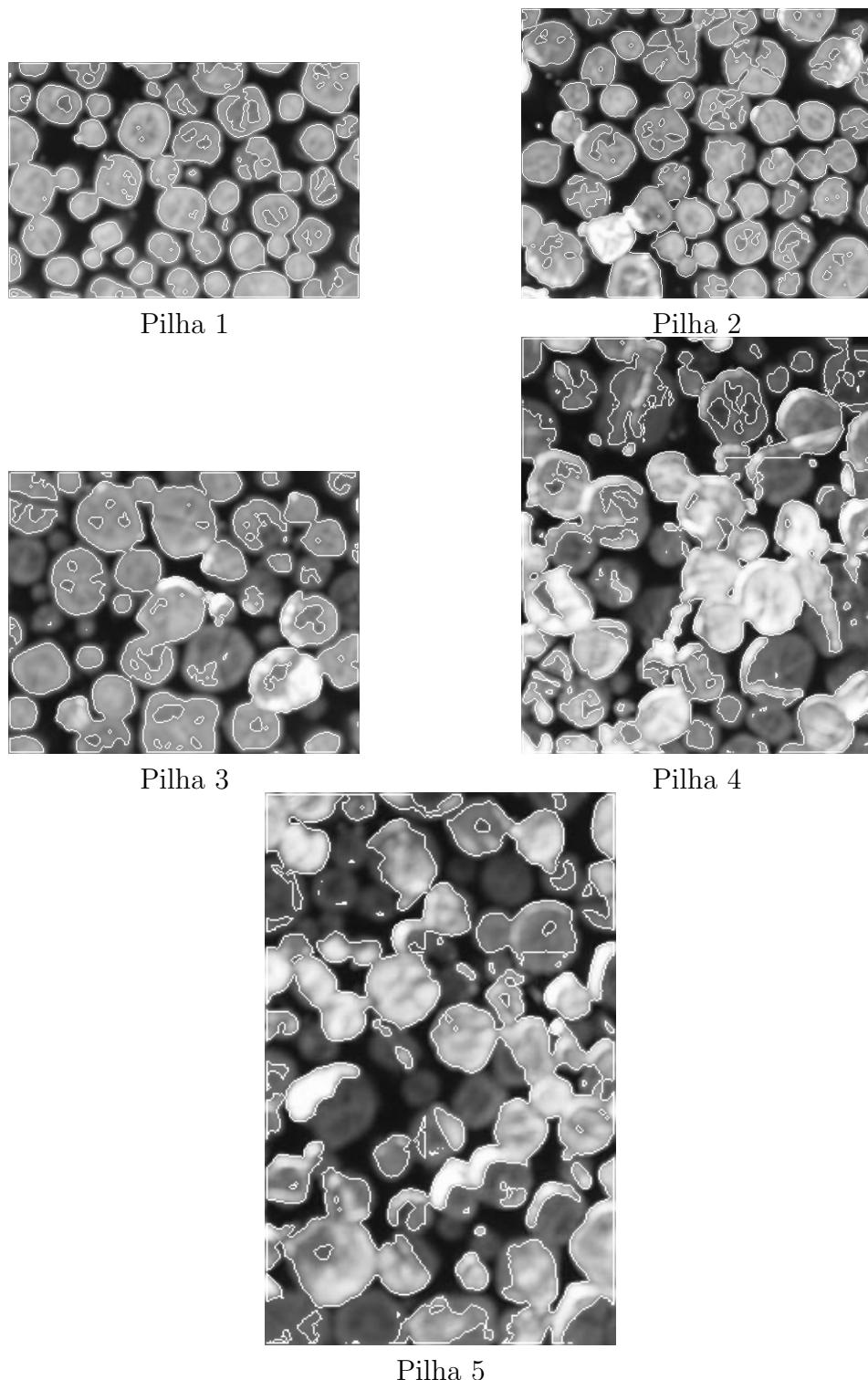


Figura 6.23: Fotos de resultados obtidos na segmentação por Entropia de Tsallis, com $q = -2.0$ e janela 100x100 pixels.

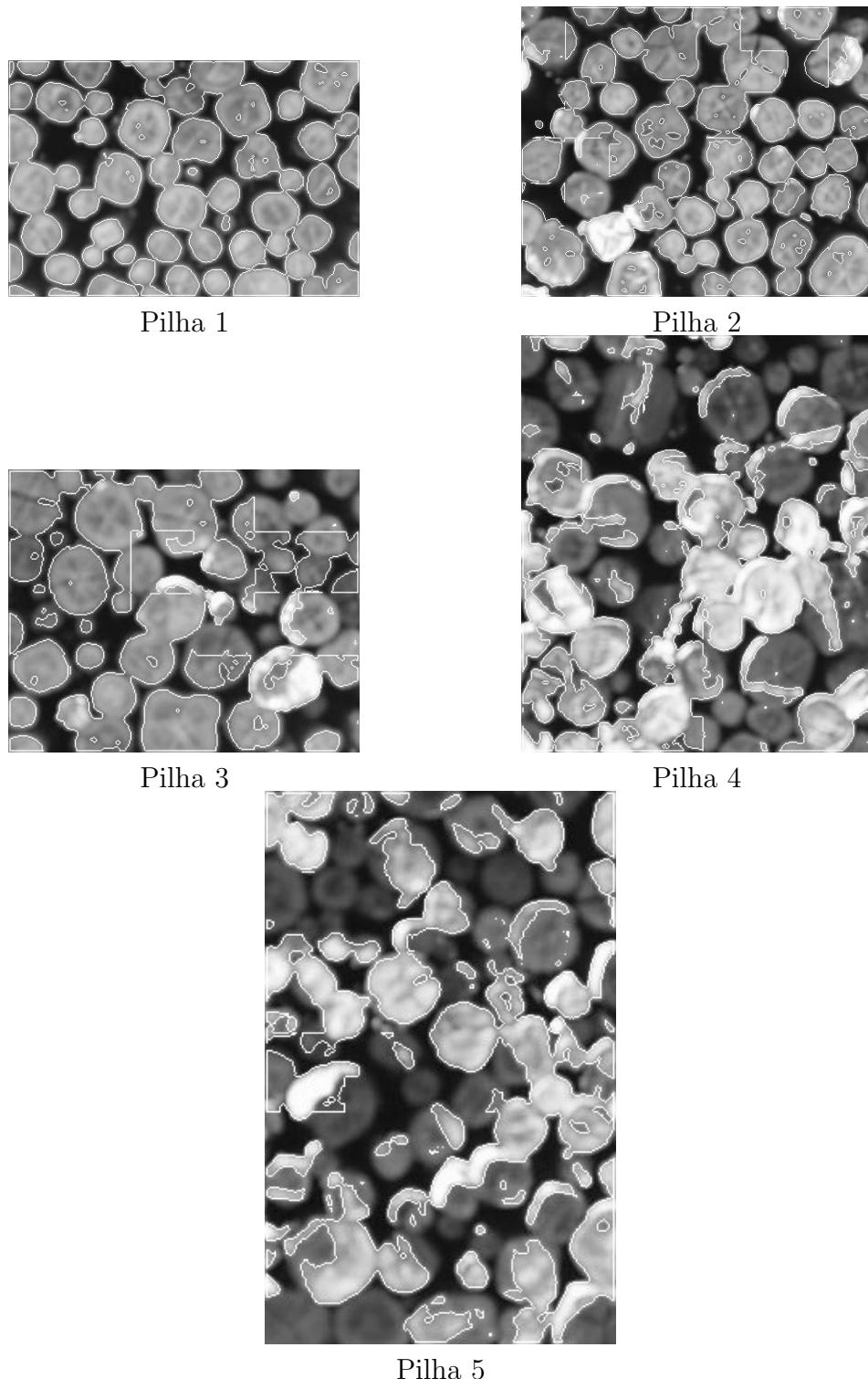


Figura 6.24: Fotos de resultados obtidos na segmentação por Entropia de Tsallis, com $q = 2,0$ e janela 50x50 pixels.

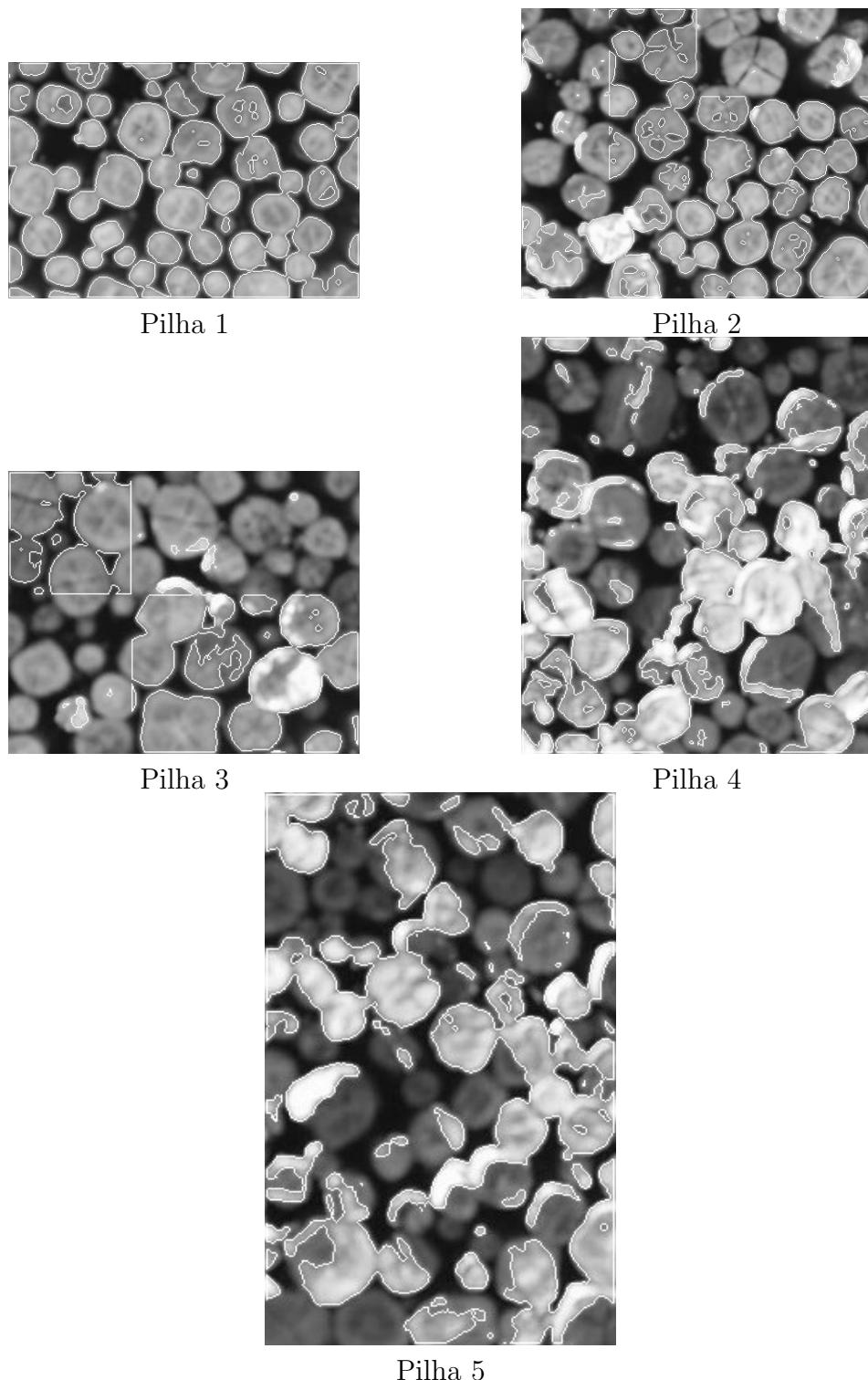


Figura 6.25: Fotos de resultados obtidos na segmentação por Entropia de Tsallis, com $q = 2,0$ e janela 100x100 pixels.

Capítulo 7

Conclusões e Trabalhos Futuros

Neste trabalho foi apresentada uma abordagem do cálculo automático do fator de cubicação de pilhas de madeira, baseado em fotos. Para encontrar esse fator, utilizamos algumas das técnicas existentes para o cálculo de um limiar e aplicação do algoritmo *threshold*. As técnicas utilizadas foram: o limiar por média, limiar adaptativo, segmentação por Entropia de Shannon e segmentação por Entropia de Tsallis, conforme exposto no Capítulo 5. O processo de segmentação é feito extraindo-se da foto principal da tora uma amostra, e calculando o fator sobre ela.

Com base nos experimentos, constatamos que a estratégia de subdividir a imagem e calcular um limiar independente para cada janela contribui consideravelmente para a melhora dos resultados. Em relação à sua qualidade nos algoritmos, esta varia de acordo com o tipo de foto. Em especial, para fotos com fortes contrastes de iluminação, o que é bem claro nas fotos das pilhas 4 e 5 (Capítulo 6, Figura 6.2), todos os algoritmos tenderam a ter uma queda na performance.

Contudo, destacamos o desempenho do limiar adaptativo, que obteve um dos melhores resultados, com considerável precisão. Quanto aos resultados obtidos com a segmentação por entropia de Tsallis observou-se que, pela possibilidade de variar o valor do q , o algoritmo é um dos que possuem mais chances de acertar um limiar ótimo mais adequado para a resolução do problema, se forem levados em conta outros fatores para a escolha deste.

Nas imagens com menores contrastes na iluminação obtivemos melhores resultados com $q = 0,5$, e para as fotos com maiores contrastes, tivemos um melhor desempenho com $q = -1$, $q = -1,5$ e $q = -2$, o que pode sugerir um certo nível de superextensividade do sistema.

Uma possível extensão do presente trabalho seria desenvolver uma forma de escolher automaticamente uma metodologia ou, no caso da Entropia de Tsallis, escolher automaticamente um valor de q mais adequado para cada imagem, individualmente. Outro trabalho que pode ser desenvolvido a partir desse é uma forma de, tomando-se uma foto completa, identificar e selecionar automaticamente a região a ser calculada.

Referências Bibliográficas

- 1 TSALLIS, C. Possible generalization of Boltzmann-Gibbs statistics. *Journal of Statistical Physics*, p. 52, 479, 1988.
- 2 TSALLIS, C. Nonextensive statistics: Theoretical, experimental and computational evidences and connections. *Brazilian Journal of Physics*, 29(1), Março 1999.
- 3 TSALLIS, C. Nonextensive statistical mechanics and its applications. *Series Lecture Notes in Physics*, Berlim, Springer 2001.
- 4 BERTOLA, A. et al. *Determinação de Fatores De Empilhamento Através do Software Digitora*. Viçosa-MG: [s.n.], v. 27, n. 6, 2003.
- 5 BATISTA, J. L. F.; COUTO, H. T. Z. do. “O Estério”. São Paulo, 2002. Disponível em: <<http://lmq.esalq.usp.br/METRVM>>.
- 6 SIN, C. F.; LEUNG, C. K. Image segmentation by edge pixel classification with maximum entropy. Hong Kong, Maio 2001.
- 7 SCHUPP, S. et al. Mathematical morphology and active contours for object extraction and localization in medical images. Julho 1997.
- 8 HARIS, K. et al. Hybrid image segmentation using watersheds and fast region merging. *Transactions on Image Processing*, v. 7, n. 12, Dezembro 1998.
- 9 WU, H. S.; GIL, J.; BARBA, J. Optimal segmentation os cell images. 1998.
- 10 BULLITT, E.; AYLWARD, S. R. Volume rendering of segmented image objects. *Transactions on Medical Imaging*, v. 21, n. 8, Agosto 2002.
- 11 GAO, H.; SIU, W.-C.; HOU, C.-H. Improved techniques for automatic image segmentation. *Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, v. 11, n. 12, Dezembro 2001.
- 12 OLIVEIRA, L. S. et al. A modular system to recognize numerical amounts on brazilian bank cheques. 2001.

- 13 BHANU, B.; PENG, J. Adaptive integrated image segmentation and object recognition. *Transactions on Systems, Man, and Cybernetics — Part C: Applications and Reviews*, v. 30, n. 4, Novembro 2000.
- 14 ALBUQUERQUE, M. P. et al. Image thresholding using tsallis entropy. *Pattern Recognition Letters* 25 (2004) 1059-1065, outubro 2003.
- 15 LOMBARDO, P.; OLIVER, C. J. Maximum likelihood approach to the detection of changes between multitemporal sar images. *Proc.-Rudur: Sonar Navig*, v. 14, n. 4, Agosto 2001.
- 16 SANTOS, V. T. *Segmentação Morfológica De Imagens Utilizando O Gradiente Morfológico Multi-Escala*. Mestre em Engenharia Elétrica — USP, 2001.
- 17 MEDEIROS, N. das G.; SILVA, E. A. da; NOGUEIRA, J. R. *Segmentação Morfológica De Imagens Utilizando O Gradiente Morfológico Multi-Escala*. [S.l.: s.n.], n. 54.
- 18 MOREIRA, L.; DELGADO, E. Segmentação e classificação supervisionada para identificar pastagens degradadas. DF.
- 19 FILHO, R. A.; NASCIMENTO, P. S. R.; BATISTA, G. T. Avaliação de técnicas de segmentação e classificação automática de imagens landsat-tm no mapeamento do uso do solo na amazonia. *Acta Amazonia*, v. 28, p. 41–54, 1998.
- 20 YAMANO, T. Information theory based on nonadditive information content. *Entropy* 3, p. 280–292, 2001.
- 21 TAVARES, A. H. M. de P. *Aspectos Matemáticos da Entropia*. Mestrado em Matemática — Universidade de Aveiro, 2003.

Apêndice A

A.1 Descrição textual dos casos de uso

A.1.1 Segmentação da Imagem

Sumário

Este caso de uso se inicia quando o operador aciona o software, inserindo como entrada o endereço de um arquivo de imagem ou um grupo de imagens. O objetivo deste caso de uso é subdividir uma imagem e, de acordo com o algoritmo escolhido para teste, aplicá-lo a cada quadro dessa divisão e gerar um resultado final, após uma segmentação completa da imagem.

Pré-condições

- Os arquivos de imagens inseridos devem existir no endereço definido e devem estar em um dos formatos conhecidos e suportados pelas bibliotecas utilizadas pelo sistema.
- Os tamanhos dos quadros em pixels, fatores e configurações necessárias para execução dos algoritmos devem estar definidas.

Fluxos

Este caso de uso se inicia quando o operador aciona o software e inserindo como entrada o endereço de um arquivo de imagem ou um grupo de imagens.

1. O operador insere no software uma imagem ou grupo de imagens a ser(em) segmentada(s).
2. O operador define o algoritmo a ser aplicado na imagem para cálculo do limiar a ser aplicado na segmentação.
3. O software abre a imagem e a converte para Gray Scale (Escala de Cinza).
4. O software divide a imagem em quadros, de acordo com a altura e largura em pixels definidas para cada quadro; respeitando a condição dos quadros da última coluna e última linha que, em determinados casos, terão tamanho diferenciado.
5. O software percorre cada quadro da divisão da imagem, definindo a região a ser aplicada.
 - (a) Para cada quadro da imagem, o software calcula o limiar de acordo com o algoritmo definido. Neste ponto, o software aciona o caso de uso referente ao algoritmo escolhido.
 - (b) software aplica na região do quadro o algoritmo de segmentação (Threshold), usando o limiar encontrado.
 - (c) O software soma a um total geral da imagem os valores encontrados para foreground.
6. O software exibe um relatório com os valores absolutos e relativos encontrados na segmentação, como valor do total de foreground e background calculados.

Pós-condições:

- Exibir na tela uma foto da imagem, com os contornos encontrados na segmentação da mesma.

A.1.2 Cálculo de Limiar por Média

Sumário

Este caso de uso acontece para cada quadro da imagem, sendo acionado no passo 5.1 do caso de uso 1 - Segmentação da imagem, se o algoritmo escolhido for Média. O objetivo deste caso de uso é definir um limiar para ser aplicado na segmentação, com base no cálculo da média entre os pixels da região.

Pré-condições

- A imagem deve estar dividida em quadros e a região de imagem a ser aplicado algoritmo já deve estar definida.
- O caso de uso 1 - Segmentação da imagem deve estar sendo executado no 5º passo

Fluxos

Este caso de uso acontece para cada quadro da imagem, sendo acionado no passo 5.1 do caso de uso 1 - Segmentação da imagem, se o algoritmo escolhido for Média.

Curso normal

O software calcula a média dos valores dos pixels do quadro.

Pós-condições:

- Retornar o limiar encontrado com base na média de todos os pixels do quadro.

A.1.3 Cálculo de Limiar Adaptativo:

Sumário

Este caso de uso acontece para cada quadro da imagem, sendo acionado no passo 5.1 do caso de uso 1 - Segmentação da imagem, se o algoritmo escolhido for Limiar Adaptativo.

O objetivo deste caso de uso é definir um limiar para ser aplicado na segmentação, com base no cálculo de um Limiar Adaptativo sobre os pixels da região.

Pré-condições

- A imagem deve estar dividida em quadros e a região de imagem a ser aplicado algoritmo já deve estar definida.
- O caso de uso 1 - Segmentação da imagem deve estar sendo executado no 5º passo

Fluxos

Este caso de uso acontece para cada quadro da imagem, sendo acionado no passo 5.1 do caso de uso 1 - Segmentação da imagem, se o algoritmo escolhido for Limiar Adaptativo.

Curso normal

1. O software calcula a média dos valores dos pixels do quadro
2. O software calcula a média dos valores que estão abaixo da média encontrada e a média dos valores que estão a partir da média encontrada.
3. O software calcula a média dos dois valores encontrados e compara com a média anterior
4. O software repete os passos 2 ao 3 enquanto a diferença entre a média atual e a média anterior for maior do que um valor predefinido nas configurações do sistema.
5. Ao sair do loop anterior, o software retorna o resultado encontrado como limiar para cálculo da segmentação do quadro atualmente definido.

Pós-condições:

- Retornar o limiar encontrado com base na média de todos os pixels do quadro.

A.1.4 Cálculo de Limiar por Entropia de Shannon

Sumário

Este caso de uso acontece para cada quadro da imagem, sendo acionado no passo 5.1 do caso de uso 1 - Segmentação da imagem, se o algoritmo escolhido for segmentação por Entropia de Shannon. O objetivo deste caso de uso é definir um limiar para ser aplicado na segmentação, com base no cálculo utilizando segmentação por Entropia de Shannon nos pixels da região.

Pré-condições:

- A imagem deve estar dividida em quadros e a região de imagem a ser aplicado algoritmo já deve estar definida.
- O caso de uso 1 - Segmentação da imagem deve estar sendo executado no 5º passo

Fluxos

Este caso de uso acontece para cada quadro da imagem, sendo acionado no passo 5.1 do caso de uso 1 - Segmentação da imagem, se o algoritmo escolhido for Segmentação por Entropia e Shannon.

Curso normal

O software calcula o limiar, baseado na segmentação por Entropia de Shannon sobre os valores dos pixels do quadro selecionado.

Pós-condições:

Retornar o limiar encontrado com base na segmentação por Entropia de Shannon sobre os pixels do quadro selecionado.

A.1.5 Cálculo de Limiar por Entropia de Tsallis

Sumário

Este caso de uso acontece para cada quadro da imagem, sendo acionado no passo 5.1 do caso de uso 1 - Segmentação da imagem, se o algoritmo escolhido for Entropia de Tsallis. O objetivo deste caso de uso é definir um limiar para ser aplicado na segmentação, com base no cálculo utilizando Entropia de Tsallis nos pixels da região.

Pré-condições

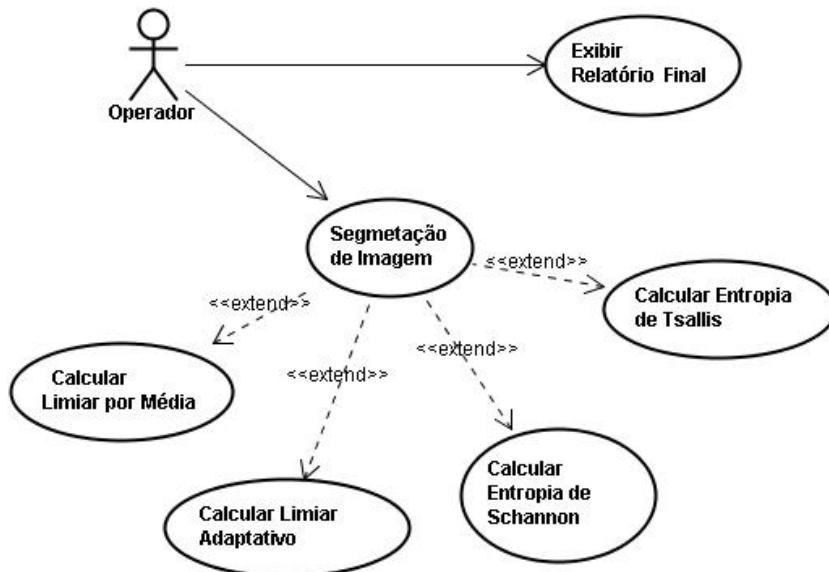
- A imagem deve estar dividida em quadros e a região de imagem a ser aplicado algoritmo já deve estar definida.
- O caso de uso 1 - Segmentação da imagem deve estar sendo executado no 5º passo

Fluxos

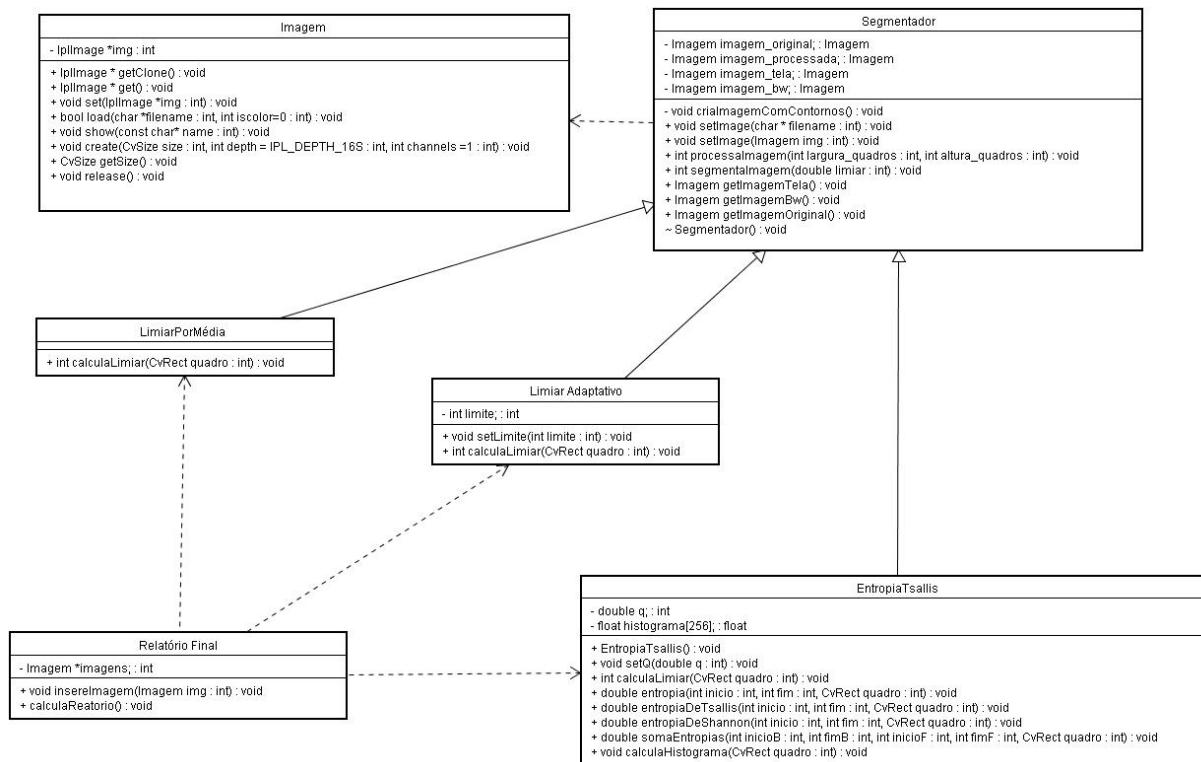
Este caso de uso acontece para cada quadro da imagem, sendo acionado no passo 5.a do caso de uso 1 - Segmentação da imagem, se o algoritmo escolhido for Entropia de Tsallis.

A.2 Diagramas

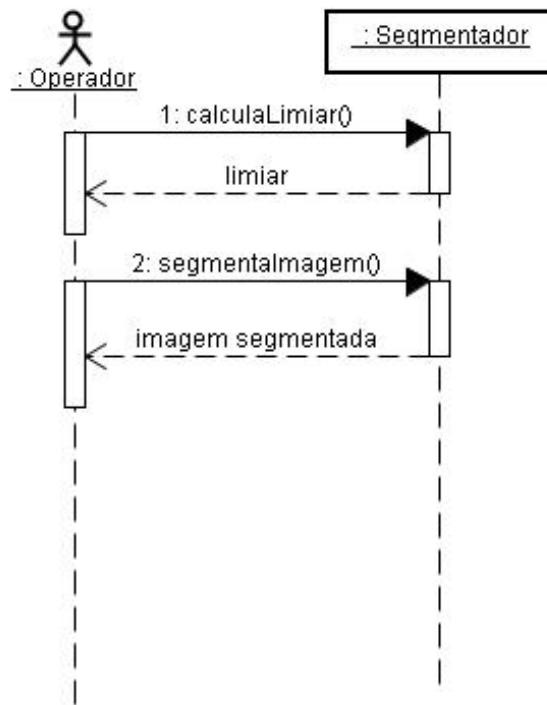
A.2.1 Diagrama de Caso de Uso



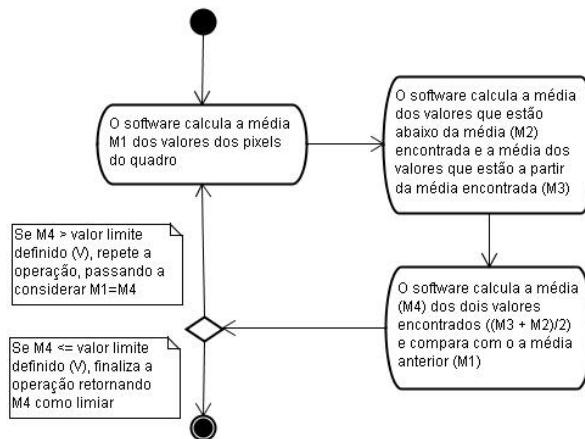
A.2.2 Diagrama de Classes



A.2.3 Diagrama de Sequência



A.2.4 Diagrama de Atividades - Limiar adaptativo



A.2.5 Diagrama de Estados - imagem

