

Estimativa automática para o número de iterações da difusão anisotrópica para pré-processamento de imagens digitais

Alex F. de Araújo

Aledir S. Pereira

Norian Marranghello

Jonathan Rogéri

fa.alex@gmail.com

aledir@ibilce.unesp.br

norian@ibilce.unesp.br

jonrogeri@hotmail.com

Departamento de Ciências da Computação e Estatística - IBILCE - UNESP,

15054-000, São José do Rio Preto, SP, Brasil

Acrísio J. do Nascimento Jr.

acrisio@catalao.ufg.br

Departamento de Ciências da Computação - UFG - CaC, 75705-220, Catalão, GO, Brasil

João Manuel R. S. Tavares

tavares@fe.up.pt

Departamento de Engenharia Mecânica (DEMec), Faculdade de Engenharia da Universidade

do Porto (FEUP) / Instituto de Engenharia Mecânica e Gestão Industrial (INEGI),

Porto, Portugal

Resumo.

A utilização de ferramentas computacionais relacionadas à análise de imagens tem se tornado cada vez mais frequente. Muitas destas ferramentas estão relacionadas à análise de imagens com intuito de detectar possíveis distúrbios no corpo humano, localizar e identificar placas de veículos em fotografias tiradas por radares, localizar áreas de desmatamento em imagens de satélite, determinar caminhos para robôs a partir de imagens capturadas por um sistema de câmeras, entre outros exemplos. Para tal, a extração robusta e automática dos contornos das regiões de interesse é de grande importância, pois ajuda a evitar que pequenos detalhes passem despercebidos durante a avaliação da imagem, bem como possibilita a análise adequada de objetos a serem analisados. Após um estudo dos métodos para pré-processamento e para segmentação de imagens, constatou-se que entre as abordagens mais promissoras está a suavização seletiva através de equações diferenciais parciais e a técnica de crescimento de regiões. A suavização usando difusão anisotrópica mostra-se eficiente para amenizar a interferência de ruídos. No entanto, exige a definição de um número adequado de iterações, de modo a evitar que as bordas posteriormente extraídas percam informações relevantes. Tal definição automática de iterações é complexa por não se conhecer previamente a quantidade de ruído presente nas imagens em análise. Neste trabalho aborda-se o uso de operadores de gradiente antes da suavização, na tentativa de obter automaticamente o número adequado de iterações da difusão anisotrópica para imagens em tons de cinza.

Palavras-chave: Segmentação, difusão anisotrópica, suavização, operadores de gradiente

1. Introdução

A segmentação de imagens é um dos passos mais importantes e complexos do processamento e análise computacional de imagens digitais, pois permite a extração de regiões de interesse presentes, para serem pós-processadas e caracterizadas, [Gonzalez et al. (2003)]. A segmentação e posterior caracterização são aplicadas em vários domínios, considerando, por exemplo, imagens médicas, geográficas, de satélite e agrícolas, e sua precisão depende da qualidade destas. No entanto, as imagens a serem processadas estão, na maioria das vezes, sujeitas à presença de interferências, chamadas de ruídos. Os ruídos podem interferir na boa detecção da localização das regiões de interesse, bem como na precisão das bordas extraídas, provocando perda de informações importantes como a rugosidade real dos contornos. Este trabalho foca-se no pré-processamento de imagens digitais para remoção automática de ruídos.

Ao fazer a análise de imagens, algumas características físicas dos objetos detectados são observadas, como contorno, textura e cor. Com isso, um processo computacional adequado de segmentação pode auxiliar na localização e reconhecimento adequado dos objetos, exigindo para tal, procedimentos de segmentação eficientes e se possível automáticos. A detecção de bordas automatizada é uma tarefa difícil devido ao baixo contraste entre o objeto em estudo e a sua vizinhança, às bordas confusas e irregulares, reflexos e sombras devido a problemas de iluminação, interferências provocadas por ruído e variação da coloração interna do objeto [Celebi et al. (2005)].

Várias pesquisas têm sido desenvolvidas com o objetivo de eliminar ruídos em imagens, como em [Barcelos et al. (2003)] e [Pires and Barcelos (2007)] que utilizam difusão anisotrópica, [Camarena et al. (2008)] e [Morillas et al. (2008)] que usam filtros *fuzzy*, dentre outros ([Yuan et al. (2007)], [Dang and Luo (2007)] e [Smolka and Chydzinski (2005)]). Destas abordagens, a aplicação da difusão anisotrópica tem se mostrado eficiente para a suavização seletiva em imagens. O uso recursivo desta técnica efetua a remoção não linear de ruídos, o que permite retardar a degradação gerada nas proximidades dos contornos das regiões consideradas pertencentes aos objetos.

Um problema usual com as técnicas que usam a difusão anisotrópica é que tanto os ruídos quanto as bordas estão associadas às altas frequências da imagem [Gonzalez et al. (2003)], consequentemente se o número de iterações da suavização for excessivo, as bordas e os pequenos objetos passam a ser considerados ruídos e então removidos da imagem original. Portanto, a definição correta da quantidade de recursões deste método sobre a imagem original é fundamental para se obter bons resultados em aplicações que exigem a extração eficaz de bordas. Na tentativa de obter uma aproximação desta quantidade, propõe-se a aplicação de dois operadores de gradiente na imagem original. A idéia é usar um filtro que sofra muito com a presença de ruídos e outro que sofra um pouco menos, para definir uma relação entre os contornos (tanto falsos como positivos) detectados pelos dois filtros e obter um número de iterações que seja suficiente para remover os ruídos e afetar o mínimo possível as bordas reais.

Este artigo está organizado da seguinte forma: na seção seguinte descreve-se alguns trabalhos sobre técnicas de suavização aplicadas na segmentação de imagens. Na seção 3 tem-se a formulação da estimativa do número de iterações da difusão anisotrópica a partir dos operadores de Prewitt e Roberts e apresenta-se na seção 4, os testes e resultados obtidos neste trabalho. Por fim, tem-se as conclusões principais deste trabalho.

2. Trabalhos correlatos

Alguns métodos de segmentação não utilizam-se de pré-processamento para remoção de ruídos. No entanto, estes métodos não são precisos ou necessitam de interferência manual do

usuário, como nos trabalhos de Claridge e Orun [Claridge and Orun (2002)] e Chung e Sapiro [Chung and Sapiro (2000)]. Claridge e Orun desenvolveram um método de segmentação que determina um contorno inicial para um objeto a partir da análise do histograma. Na tentativa de obter uma borda mais precisa o contorno inicial é refinado com um método de modelagem de bordas dado por:

$$\rho(r, A, T, s) = \frac{A}{(1 + s(r - T))}, \quad (1)$$

onde r é a distância radial do centro do objeto, A é a amplitude, s é o fator de aguçamento e T é o centro do contorno. No entanto, este método não é eficiente para detectar objetos que possuem coloração semelhante ao fundo. Chung e Sapiro [Chung and Sapiro (2000)] propuseram um método de segmentação mais eficiente, baseado nos modelos de contorno ativo. Estes modelos caracterizam-se pelo movimento de uma curva fechada ao longo de uma imagem, na tentativa de encaixar esta curva aos contornos do objeto através da minimização local da energia do funcional dado por:

$$\int_C g(|\nabla I|) ds, \quad (2)$$

onde ∇I é o gradiente da imagem I , ds é a curva do arco ($|\frac{\partial C}{\partial s}| = 1$), C é a deformação da curva, I é a imagem inicial a ser segmentada e g é uma função de suavização, tal que $g(r) \rightarrow 0$, quando $r \rightarrow \infty$. A minimização do funcional é feita pelo cálculo de um caminho com distância mínima (curva geodésica) com peso $g(\cdot)$ dado por:

$$\frac{\partial C}{\partial t} = gkN - (\nabla g \cdot N)N, \quad (3)$$

onde k é a curvatura euclidiana e N é a norma Euclidiana.

Este método é eficiente para imagens sem ruído, que são difíceis de ser obtidas em situações reais. Para refinar as bordas extraídas de imagens com muito ruído e eliminar as falsas arestas, o método de Chung e Sapiro necessita da interferência humana para indicar alguns pontos sobre a borda dos objetos que se deseja extrair o contorno. A partir destes pontos de borda fornecidos pelo usuário, este procedimento procura minimizar a energia do funcional (equação 2), com o objetivo de conectá-los e obter o contorno final.

Na tentativa de obter as bordas de objetos automaticamente, Celebi, Aslandogan e Bergstreser [Celebi et al. (2005)] propuseram um método de segmentação a partir da técnica de crescimento de regiões aplicada em uma imagem suavizada com filtro da mediana. Além da suavização, o pré-processamento deste método provoca uma redução no espaço de cores da cena a partir do uso da quantização de cores. Com este passo, os autores pretendem eliminar as cores pouco representativas na diferenciação das regiões vizinhas da imagem. Após a execução desta etapa, a imagem passa a ser representada por um conjunto reduzido cores, sendo o tamanho deste conjunto dependente da aplicação [Celebi et al. (2005)].

As novas cores da imagem, rotuladas pelo algoritmo de quantização, formam um conjunto de classes denominado mapa de classes, que pode ser considerado uma composição de textura. A distância entre as diferentes classes são chamadas de valores locais, os quais são usados para agrupar os pixels em regiões limitadas por janelas locais definidas por uma escala. Quanto maior a escala, maior é a janela local. A primeira iteração do método de crescimento de regiões é feita com a maior escala. Neste caso, partes do fundo podem ainda misturar-se com os objetos. Para refinar o resultado, o método é repetido considerando escalas menores, sempre usando a

imagem segmentada com a escala imediatamente superior. Ao final da segmentação, a imagem é formada por várias regiões, sendo que algumas envolvem o fundo e outras limitam partes dos objetos localizados. Para unir as regiões de interesse executa-se um método de agrupamento (*merge*), baseado na média da cor do fundo. Este método executa a detecção e extração de bordas automaticamente, mas não obtém bons resultados quando aplicado em imagens com muita interferência de ruído, Figura 1.

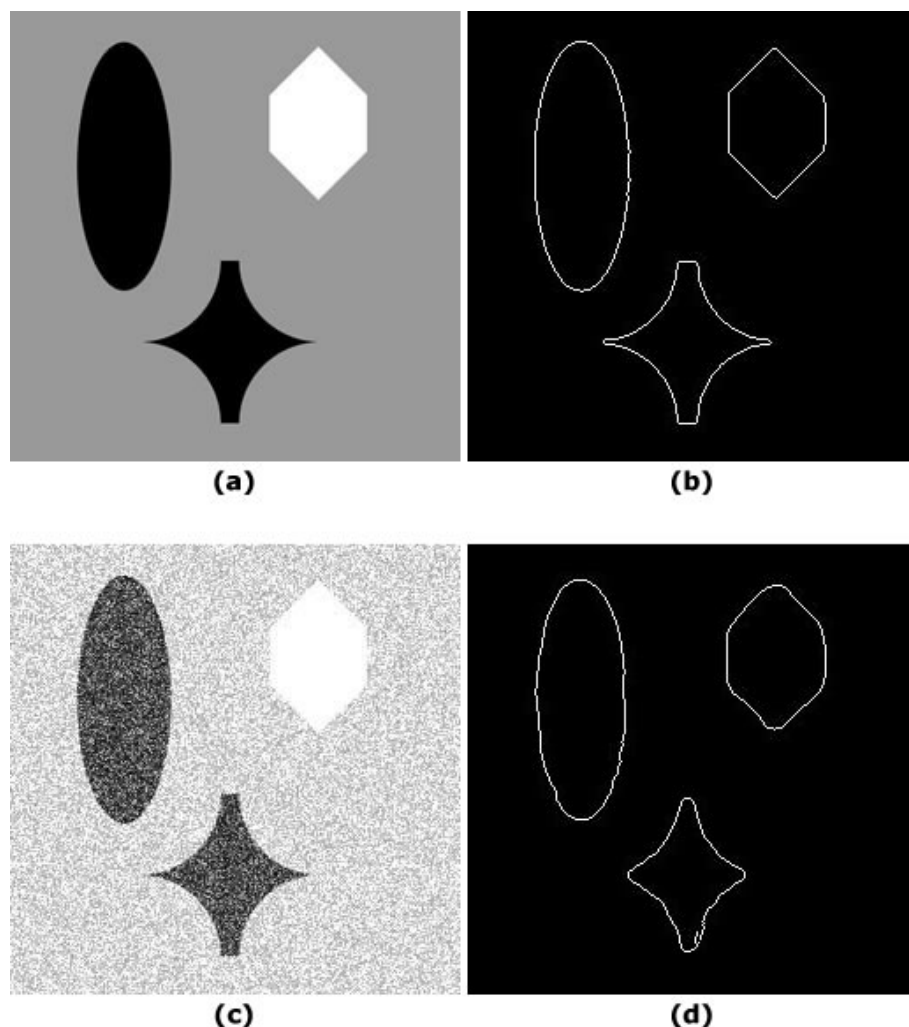


Figura 1: Exemplo de aplicação do método de Celebi, Aslandogan e Bergstresser, 2005: (a) Imagem original e (b) o contorno extraído pelo método de crescimento de regiões; (c) Imagem original com a inserção de ruído e (d) o cotorno extraído de (c) pelo mesmo método.

Na Figura 1, (b) tem-se o contorno extraído da imagem com pouco ruído (a), e em (d) o contorno extraído da imagem (c) com a inserção de ruído branco aleatoriamente. Pode-se notar que após a inserção do ruído, a segmentação ficou comprometida, perdendo detalhes nos contornos dos objetos. Isso aconteceu porque o filtro da mediana não foi capaz de eliminar o ruído sem comprometer as bordas.

Pires e Barcelos [Pires and Barcelos (2007)] propuseram um método de segmentação usando a difusão anisotrópica para suavizar a imagem, seguido da aplicação do operador de Canny [Canny (1986)]. A difusão anisotrópica remove ruídos da imagem, retardando o efeito da suavização nas arestas através da aplicação da equação 4 sobre cada pixel da cena:

$$u = g|\nabla u| \operatorname{div}\left(\frac{\nabla u}{|\nabla u|}\right) - \lambda(1 - g)(u - I). \quad (4)$$

Esta equação foi proposta e detalhada em [Barcelos et al. (2003)], onde:

- $I(s, t)$ é a imagem discretizada;
- s é a posição do pixel em uma grade discreta bidimensional;
- t é o número de iterações;
- λ é uma constante que define a velocidade de difusão;
- η_s é o conjunto de vizinhos espaciais de s (normalmente são considerados os vizinhos leste, oeste, norte e sul);
- $\nabla I_{s,p}(t)$ é a magnitude do gradiente de I , no ponto s e na direção (s, p) ;
- u representa a intensidade dos pixels da imagem;
- I é a imagem original;
- $(u - I)$ é o termo forçante definido por Nordström [Nordström (1990)] para reduzir os efeitos degenerativos da difusão;
- $(I - g)$ é o seletor moderado do processo de difusão, forçando a imagem suavizada a continuar com a posição das arestas intactas.

O seletor moderado faz com que a difusão seja feita de forma balanceada, permitindo a identificação das diferentes regiões da imagem e consequentemente possibilitando maior suavização nas regiões homogêneas do que nos contornos. Esta é uma característica importante da equação de suavização e que torna atraente sua utilização em métodos de pré-processamento para posterior extração de bordas em imagens ruidosas.

Após a suavização da imagem original, esta abordagem aplica o detector de Canny [Canny (1986)] para extrair os contornos dos objetos presentes na mesma. Este operador, extrai a borda e efetua o seu posterior refinamento, eliminando alguns fragmentos localizados sobre a aresta detectada. Com isso, o pós-processamento fica embutido no passo de segmentação.

O pré-processamento do procedimento proposto por Barcelos e colaboradores [Barcelos et al. (2003)] mostrou-se eficiente para suavização das imagens. No entanto, exige a definição de um número n de iterações adequado para cada imagem, para que as bordas detectadas não sejam afetadas. Com o objetivo final de usar este procedimento para detectar e extrair automaticamente objetos em uma imagem, propõe-se, na seção a seguir, uma tentativa de obter uma aproximação adequada para n a partir da aplicação de dois operadores de gradiente (Prewitt e Roberts).

3. Estimativa automática do número de iterações da difusão anisotrópica

Na tentativa de automatizar o método de suavização usando difusão anisotrópica, propõe-se a utilização de dois operadores de gradiente, e a partir da diferença de bordas retornadas por estes, define-se o número a usar de iterações do método de remoção de ruídos.

Os operadores usados foram o de Prewitt e de Roberts [Gonzalez et al. (2003)]. Esta escolha ocorreu devido à diferença de comportamento dos dois filtros diante da presença de ruídos. O

operador de Roberts faz o gradiente cruzado, ou seja, calcula as diferenças de valores de brilho nas direções múltiplas de 45°, a partir das máscaras de convolução da Figura 2.

1	0	0	-1
0	-1	1	0
Gx		Gy	

Figura 2: Máscaras de convolução usadas com o operador de Roberts.

O operador de Prewitt suaviza a imagem, atenuando os efeitos negativos do ruído e não faz o gradiente cruzado. Este operador é resultado da convolução com as máscaras da Figura 3.

-1	0	1	1	1	1
-1	0	1	0	0	0
-1	0	1	-1	-1	-1
Gx			Gy		

Figura 3: Máscaras de convolução usadas com o operador de Prewitt.

Como se pode observar na Figura 4, o operador de Roberts retorna mais arestas falsas quando comparado com o de Prewitt. Esta diferença existe por causa da suavização feita por Prewitt. Assim, a partir desta diferença pode-se fazer uma estimativa do número de iterações da suavização por difusão anisotrópica.

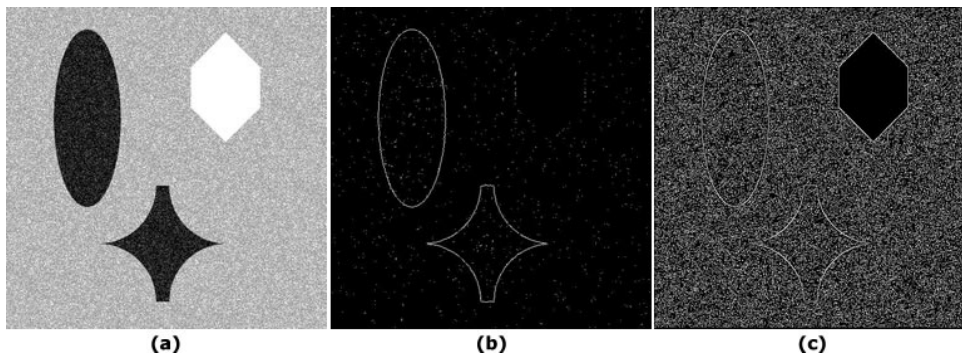


Figura 4: Aplicação dos operadores de Prewitt em (b) e de Roberts (c) numa imagem ruidosa (a).

Diante de testes realizados, foi possível perceber que quanto maior for a interferência de ruídos na imagem original, maior será a diferença de pontos detectados pelos operadores de Prewitt e de Roberts, como se pode verificar na Figura 5. Nesta Figura, apresenta-se o gráfico da quantidade de pontos retornados pela aplicação dos dois operadores sobre as imagens (a), (b), (c) e (d) da mesma Figura. Pode-se observar pelo gráfico que a diferença entre a quantidade de pixels obtidos pelos operadores aumenta à medida que estes são aplicados em cenas mais ruidosas.

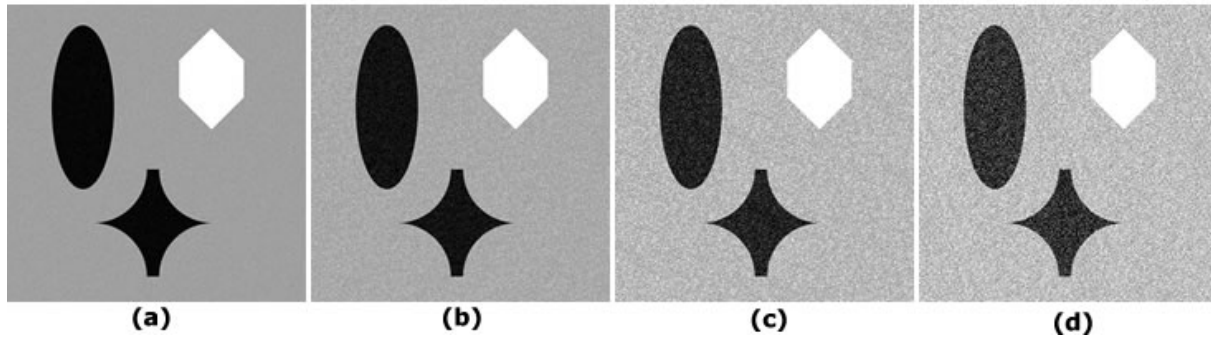
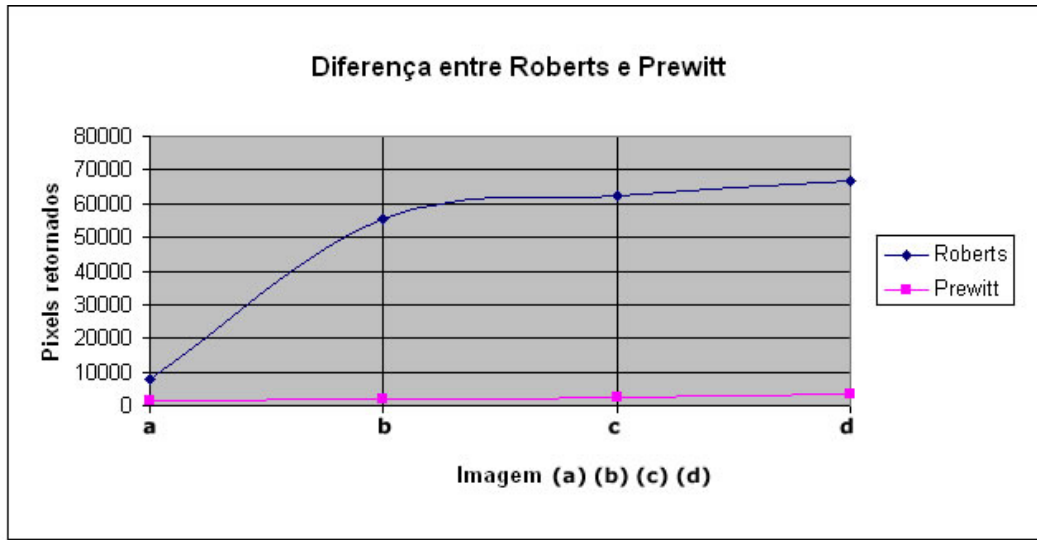


Figura 5: Gráfico da evolução do número de pontos retornados pela aplicação dos operadores de Roberts e de Prewitt nas imagens apresentadas em baixo (a-d) com diferentes quantidades de ruído.

Como consequência desse aumento, pode-se concluir que quanto maior for a diferença entre os operadores, mais iterações (n) da difusão deve-se aplicar na imagem original para amenizar a interferência de ruídos. Diante disso, propõe-se uma estimativa para n baseada na diferença de pontos retornados pelos dois operadores:

$$n = \frac{[N_R(I) - N_P(I)][P_R - P_P]}{100}, \quad (5)$$

$$P_R = \frac{100N_R}{rc},$$

$$P_P = \frac{100N_P}{rc},$$

onde:

- I é a imagem original;
- rc é o número total de pixels de I ;
- N_P é o número de pixels retornados pelo operador de Prewitt;
- N_R é o número de pixels retornados pelo operador de Roberts;
- P_P é a porcentagem que N_P representa em relação a rc ;

- P_R é a porcentagem que N_R representa em relação a rc ;

Com esta equação, quanto mais ruídos estão presentes na imagem, maior é o número de iterações retornado, como vê-se no gráfico da Figura 6, que foi obtido pela aplicação da equação 5 nas imagens da Figura 5. Na seção seguinte temos os resultados da segmentação usando os valores estimados pelo método proposto para controlar a suavização.

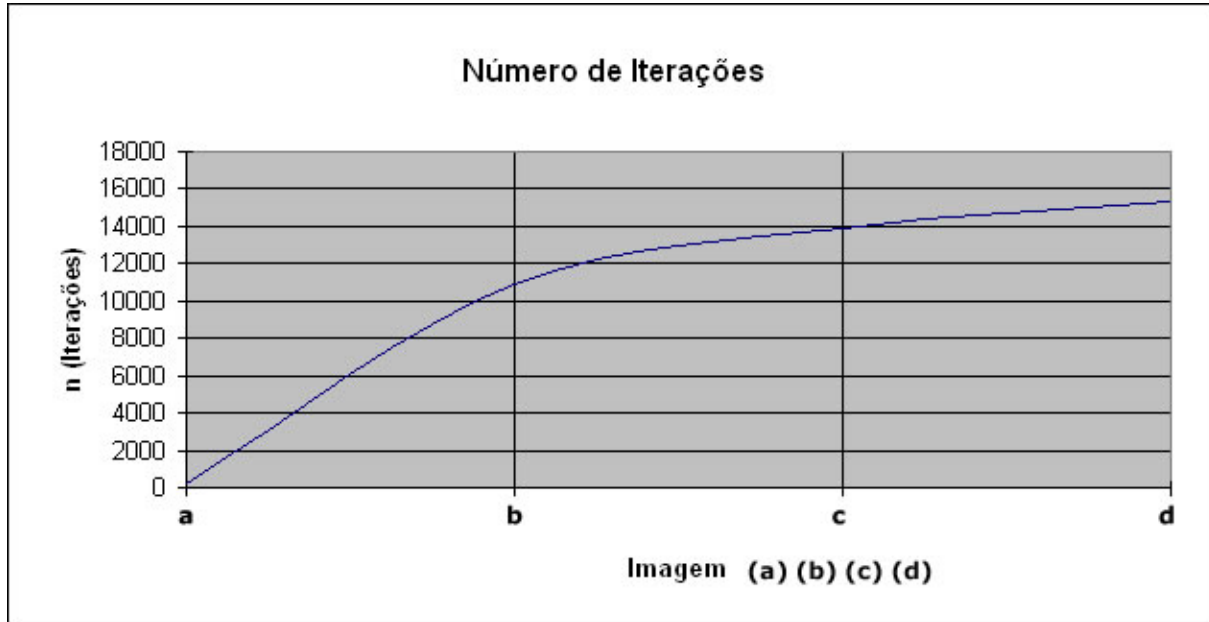


Figura 6: Gráfico da evolução das iterações calculadas pelo método proposto nas imagens da Figura 5.

4. Testes e resultados

Os testes realizados neste trabalho foram sobre imagens com dimensões 512x512 pixels. Os resultados da suavização de imagens usando a equação de difusão anisotrópica, proposta por Barcelos e colaboradores [Barcelos et al. (2003)], e limitada pelo número de iterações retornado automaticamente pela abordagem proposta, mostraram-se promissores. Na Figura 7 apresentam-se alguns resultados dos testes realizados, onde as imagens (b) e (d) foram obtidas das imagens (a) e (c), usando 162 e 10885 iterações, respectivamente. Verifica-se nesta Figura que os ruídos interno e externo dos três objetos da cena foram quase todos removidos, mantendo os contornos praticamente intactos.

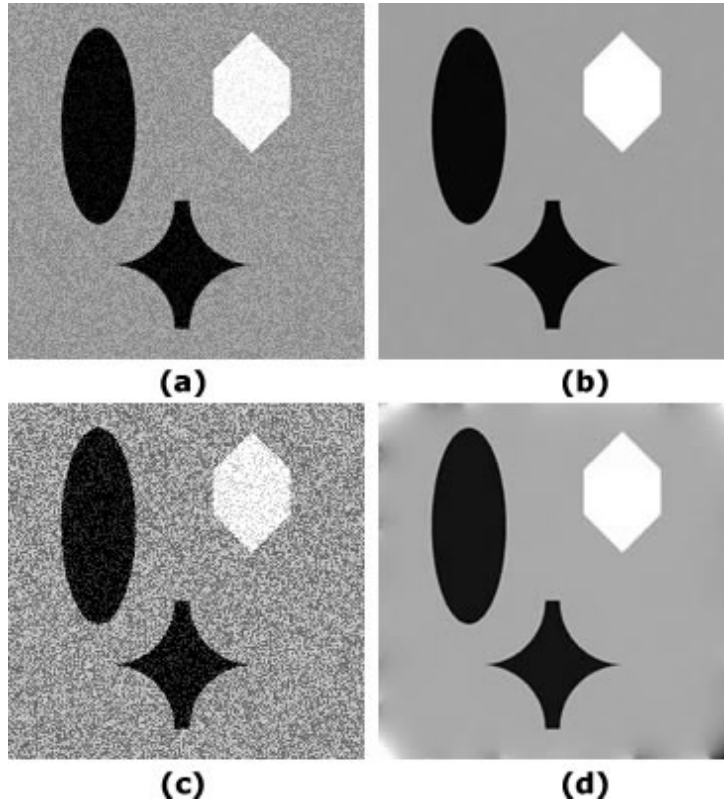


Figura 7: Suavização usando difusão anisotrópica, com número de iterações definida pela equação 5.

Esta manutenção dos contornos dos objetos originais é importante para que a borda extraída mantenha os seus detalhes originais, como de rugosidade. Na Figura 8, tem-se na linha 1 as imagens originais, na linha 2 os contornos extraídos pelo método de crescimento de regiões, aplicado sobre as imagens originais suavizadas com o filtro da mediana, e na linha 3 suavizadas pelo método de difusão anisotrópica, com iterações definidas pela aplicação da abordagem proposta neste trabalho. Pode-se notar que em ambos os casos, as bordas obtidas após a aplicação da difusão anisotrópica foram mais precisas e mativeram maior fidelidade em relação aos objetos originais. Já a suavização pelo filtro da mediana também conseguiu eliminar os ruídos suficientemente para que as bordas fossem extraídas, mas comprometeu os detalhes finos da borda, como seus vértices.

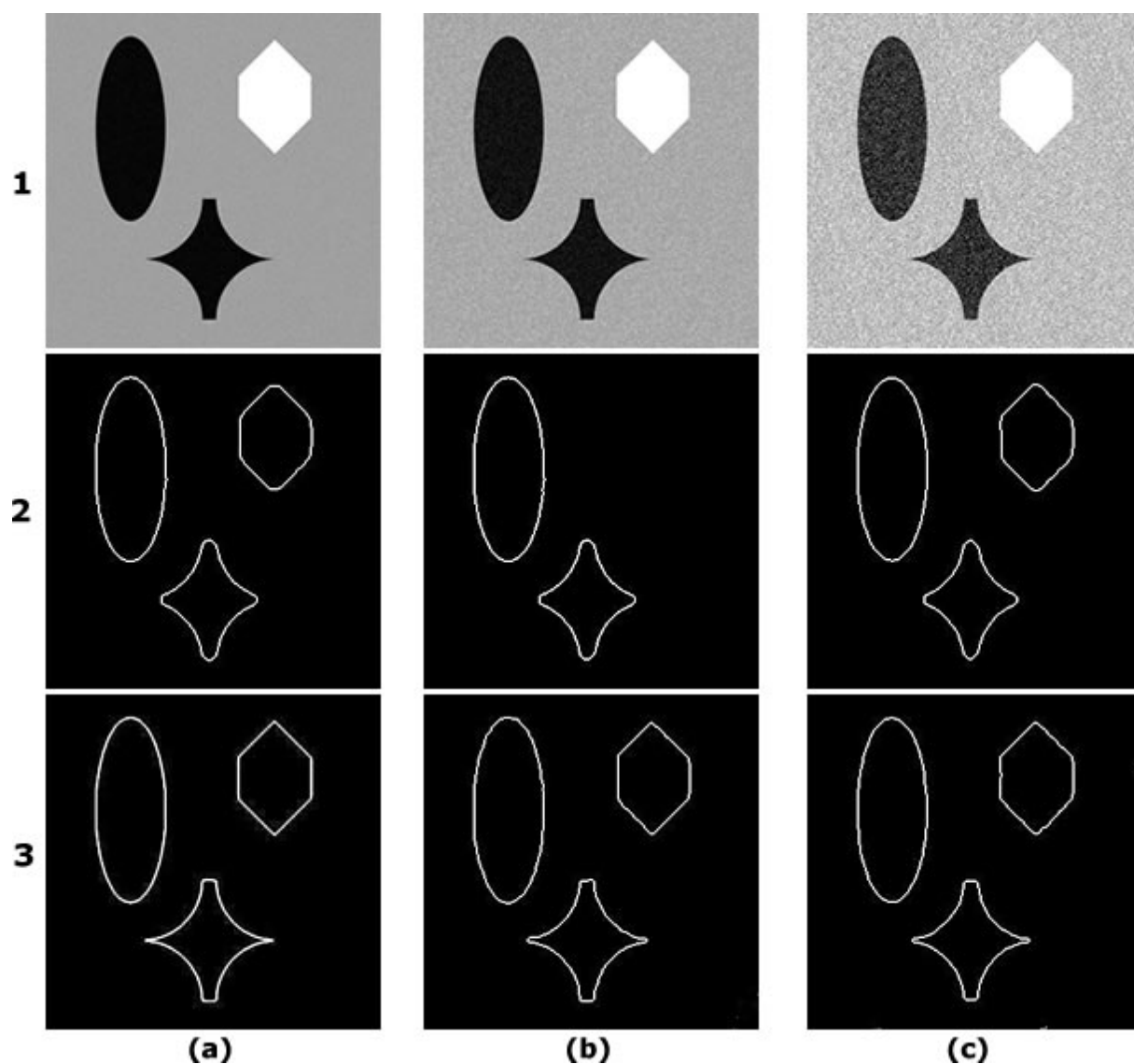


Figura 8: Segmentação após a suavização usando difusão anisotrópica automaticamente estimada pelo método proposto.

5. Conclusões

O número de iterações da difusão anisotrópica depende da quantidade de ruído presente na imagem original. A estimativa deste número baseada na utilização dos operadores de Prewitt e de Roberts mostrou-se eficiente porque a diferença entre as bordas (falsas e positivas) retornadas por estes, também aumenta à medida que o ruído presente nas imagens originais é aumentado. Diante dos testes realizados conclui-se que a abordagem proposta permite obter suavização por difusão anisotrópica automaticamente para uso em conjunto com o método de segmentação por crescimento de regiões. Além disso, os resultados foram superiores a filtros tradicionais, como o da mediana. No entanto, sua aplicação em imagens coloridas ainda depende de ajustes na equação de controle.

Agradecimentos

Os autores agradecem o suporte financeiro da CAPES (Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior) e da FAPESP (Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado de São Paulo).

Referências

- Barcelos, C. A. Z., Boaventura, M., & Silva, E. C., 2003. A well-balanced flow equation for noise removal and edge detection. In *IEEE Transactions on Image Processing*, Vol. 12, pp. 751–763.
- Camarena, J.-G., Gregori, V., Morillas, S., & Sapena, A., 2008. Fast detection and removal of impulsive noise using peer groups and fuzzy metrics. *J. Vis. Comun. Image Represent.*, Vol. 19, , n. 1, pp. 20–29.
- Canny, J., 1986. A computational approach to edge detection. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. 8, n. 6, pp. 679–698.
- Celebi, M. E., Aslandogan, Y. A., & Bergstresser, P. R., 2005. Unsupervised border detection of skin lesion images. In *ITCC '05: Proceedings of the International Conference on Information Technology: Coding and Computing (ITCC'05) - Vol. II*, pp. 123–128, Washington, DC, USA. IEEE Computer Society.
- Chung, D. H. & Sapiro, G., 2000. Segmenting skin lesions with partial-differential-equations-based image processing algorithms. In *IEEE Transactions on Medical Imaging*, Vol. 19, pp. 763–767.
- Claridge, E. & Orun, A., 2002. Modelling of edge profiles in pigmented skin lesions. In *Proceedings of Medical Image Understanding and Analysis 2002*, pp. 53–56, Houston, USA. Zwiggelaar R(Eds.).
- Dang, D. & Luo, W., 2007. Impulse noise removal utilizing second-order difference analysis. *Signal Process.*, Vol. 87, , n. 9, pp. 2017–2025.
- Gonzalez, R. C., Woods, R. E., & Eddins, S. L., 2003. *Digital Image Processing Using MATLAB*. Prentice-Hall, Inc., Upper Saddle River, NJ, USA.
- Morillas, S., Gregori, V., Peris-Fajarnés, G., & Sapena, A., 2008. Local self-adaptive fuzzy filter for impulsive noise removal in color images. *Signal Process.*, Vol. 88, , n. 2, pp. 390–398.
- Nordström, N., 1990. Biased anisotropic diffusion - a unified regularization and diffusion approach to edge detection. In *ECCV 90: Proceedings of the first european conference on Computer vision*, pp. 18–27, New York, NY, USA. Springer-Verlag New York, Inc.
- Pires, V. B. & Barcelos, C. A. Z., 2007. Edge detection of skin lesions using anisotropic diffusion. In *ISDA '07: Proceedings of the Seventh International Conference on Intelligent Systems Design and Applications*, pp. 363–370, Washington, DC, USA. IEEE Computer Society.
- Smolka, B. & Chydzinski, A., 2005. Fast detection and impulsive noise removal in color images. *Real-Time Imaging*, Vol. 11, , n. 5-6, pp. 389–402.
- Yuan, S.-Q., Tan, Y.-H., & Sun, H.-L., 2007. Impulse noise removal by the difference-type noise detector and the cost function-type filter. *Signal Process.*, Vol. 87, , n. 10, pp. 2417–2430.