

# Segmentação de imagens de tensores de difusão no contexto da morfologia matemática

Leticia Rittner , Roberto A. Lotufo (Orientador)

Departamento de Engenharia de Computação e Automação Industrial (DCA)  
Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação (FEEC)  
Universidade Estadual de Campinas (Unicamp)  
Caixa Postal 6101, 13083-970 – Campinas, SP, Brasil

{lrittner,lotufo}@dca.fee.unicamp.br

**Abstract** – The main goal of this work is to present a segmentation method for diffusion tensor images, based on the watershed transform. Instead of adapting the watershed to work with tensorial images, the tensorial morphological gradient (TMG), retaining relevant information from tensors, was defined. The desired segmentation is achieved by applying the watershed over the TMG. Segmentation results obtained by the hierarchical watershed over the TMG are comparable to atlas-based segmentation. The proposed method is used to segment the thalamic nuclei, an important task for neuroscience.

**Keywords** – segmentation, mathematical morphology, watershed, tensorial morphological gradient, diffusion tensor images.

## 1. Introdução

A imagem de difusão é uma nova modalidade de imagem por ressonância magnética, muito utilizada na área médica em estudos relacionados ao cérebro. Ela trabalha com a mensuração das tendências do movimento aleatório das moléculas de água em um dado meio. Normalmente estas moléculas se movem desordenadamente em altas velocidades em todas as direções, colidindo umas com as outras. Em regiões onde o tecido cerebral é altamente organizado, o movimento das moléculas fica restrito à direção paralela à orientação da estrutura do tecido. A este movimento com direção preferencial, dá-se o nome de difusão anisotrópica. Neste caso, como o movimento das moléculas de água não pode mais ser caracterizado por um único coeficiente de difusão, é necessário lançar mão de um modelo mais complexo, o tensor de difusão, que consegue descrever deslocamentos por unidade de tempo diferentes em cada direção.

A imagem de tensores de difusão (DTI) contém, portanto, um tensor para representar cada pixel e é capaz de revelar detalhes da anatomia da substância branca do cérebro e fornecer pistas para entender a conectividade do cérebro. Em patologias onde o estudo anatômico não é suficiente para explicar determinados comportamentos e sintomas, somente uma imagem que forneça informação das conexões preservadas ou comprometidas parece poder ajudar em seu diagnóstico e tratamento.

Nos últimos anos, um assunto bastante es-

tudado na área de imagens de tensores de difusão é a segmentação destas imagens, etapa necessária para permitir a análise quantitativa de difusão em uma determinada estrutura do cérebro. Normalmente, o delineamento da estrutura a ser estudada é feito em uma imagem de ressonância convencional e depois transferido para imagens de tensores de difusão após registro destas imagens. A utilização de um método de segmentação baseado em DTI elimina a necessidade de registro das imagens, reduzindo o tempo de processamento e evitando eventuais erros introduzidos pelo registro. Outra razão para se buscar um método de segmentação baseado em DTI é a capacidade desta modalidade de imagem de distinguir regiões cerebrais, não identificadas por nenhuma outra modalidade de imagem, graças à informação direcional que ela contém.

Dentre os métodos de segmentação de imagens de tensores de difusão propostos na literatura, podemos citar os baseados em grafo [11, 9], *level-set* [10, 8, 4], evolução de superfície [5] e crescimento de regiões [6]. Assim, o objetivo principal deste trabalho é propor um método de segmentação para imagens de tensores de difusão baseado em conceitos da morfologia matemática e na transformada de *watershed*.

Este trabalho está organizado da seguinte forma: os conceitos básicos relacionados estão descritos na Seção 2.; Seção 3. apresenta os resultados dos experimentos de segmentação utilizando-se o método proposto. Finalmente, conclusões foram resumidas na Seção 4..

## 2. Base conceitual

### 2.1. Imagens de tensores de difusão

O cérebro é composto por diferentes tipos de tecidos e que possuem níveis distintos de organização celular, resultando em movimentos de difusão com diferentes graus de anisotropia. Nestas regiões, a difusão não pode mais ser descrita por um único escalar, mas sim, por um tensor, que representa não só a mobilidade molecular ao longo de todas as direções, mas também a correlação entre elas [1].

Isso quer dizer que a cada voxel da imagem de tensores de difusão está associado um tensor de segunda ordem, que representa a difusão das moléculas de água no cérebro humano. Ele normalmente é escrito na forma de uma matriz  $3 \times 3$ :

$$\mathbf{T} = \begin{pmatrix} T_{xx} & T_{xy} & T_{xz} \\ T_{yx} & T_{yy} & T_{yz} \\ T_{zx} & T_{zy} & T_{zz} \end{pmatrix} \quad (1)$$

Como, no caso da difusão,  $T$  é uma matriz SDP, os autovalores ( $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$ ) da matriz são reais e seus autovetores ( $e_1, e_2, e_3$ ) são ortogonais. Nesse caso,  $T$  pode ser representado por um elipsóide, cuja orientação é definida pelos autovetores e cujos raios correspondem à raiz quadrada dos autovalores.

### 2.2. Watershed hierárquico

A transformada de *watershed* é uma ferramenta de morfologia matemática para segmentação de imagens [2]. Uma forma fácil de se entender a transformada de *watershed* por marcadores é compará-la a um processo de inundação, onde a imagem pode ser vista como uma superfície topográfica, cuja altitude corresponde ao nível de cinza. Quando buracos são abertos em alguns pontos marcados da imagem, água colorida começa a subir por estes buracos, sendo que cada cor está associada a um buraco (marcador). A medida que a inundação vai ocorrendo, barragens são construídas cada vez que águas de cores diferentes se encontram, de forma a mantê-las separadas. Estas barragens são as linhas do *watershed* e os lagos coloridos são as regiões resultantes da segmentação da imagem (Fig. 1).

Nesta trabalho, é usada uma variante do *watershed*, denominado *watershed* hierárquico, onde os marcadores são escolhidos usando-se o critério do valor de extinção dos mínimos regionais. Em

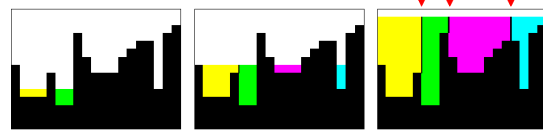


Figura 1. A transformada de *watershed* - analogia com um processo de inundação

outras palavras, após o cálculo dos mínimos regionais, são utilizados como marcadores para o *watershed* os “ $n$ ” mínimos regionais com os maiores valores de extinção segundo o critério de volume [3]. Deste modo, estamos segmentando a imagem nas  $n$  regiões mais significativas.

### 2.3. Gradiente morfológico tensorial (TMG)

Para realizar a segmentação de uma imagem de tensores de difusão do cérebro utilizando-se a transformada de *watershed*, primeiro é necessário calcular o gradiente desta imagem. Ou seja, é necessário transformar a imagem tensorial em uma imagem escalar, que contenha de preferência, informação das transições existentes na imagem original. Propusemos, então, o gradiente morfológico tensorial (TMG), inspirado no conceito do gradiente morfológico adaptado para imagens tensoriais [7]:

$$\nabla_B^T(f)(x) = \bigvee_{y,z \in B_x} d_n(\mathbf{T}_y, \mathbf{T}_z), \quad (2)$$

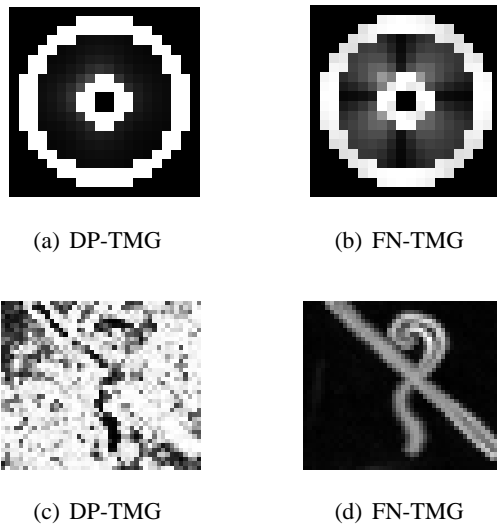
$\forall x \in E$ , onde  $d_n$  representa uma medida inter-voxel,  $B \subset E$  é o elemento estruturante,  $\mathbf{T}_y$  e  $\mathbf{T}_z$  são tensores que representam a difusão em  $y$  e em  $z$ , respectivamente ( $y$  e  $z$  estão na vizinhança de  $x$ , definida por  $B_x$ ).  $\nabla_B^T$  é o TMG proposto. Enquanto o gradiente morfológico é dado pela dilatação menos a erosão, que no caso mais simples, é uma diferença entre a filtragem de ordem de máximo menos a de mínimo, na proposta do TMG, busca-se o máximo das diferenças ou dissimilaridades entre os voxels vizinhos.

## 3. Resultados

O método de segmentação proposto foi testado, tanto em imagens de difusão geradas sinteticamente, imagens de difusão adquiridas de *phantom*, quanto em imagens de tensores de difusão do cérebro.

### 3.1. Segmentação de DTI sintéticas

Os resultados obtidos pela utilização do *watershed* nas imagens de TMGs calculadas mostrou que o método proposto realmente tem a capacidade de segmentar imagens de tensores de difusão, desde que a medida intervoxel e o elemento estruturante sejam corretamente escolhidos, de acordo com as características das estruturas que se quer segmentar. Um exemplo da adequação da medida intervoxel à imagem a ser segmentada pode ser visto na Fig. 2. Enquanto que para o torus sintético, ambas medidas foram capazes de preservar a borda do torus no cálculo do TMG, no caso do phantom, o produto escalar não consegue preservar a informação necessária para a etapa de segmentação. Neste caso então, a norma de Frobenius seria a única a permitir a segmentação correta pela aplicação do *watershed* na imagem do TMG calculado.

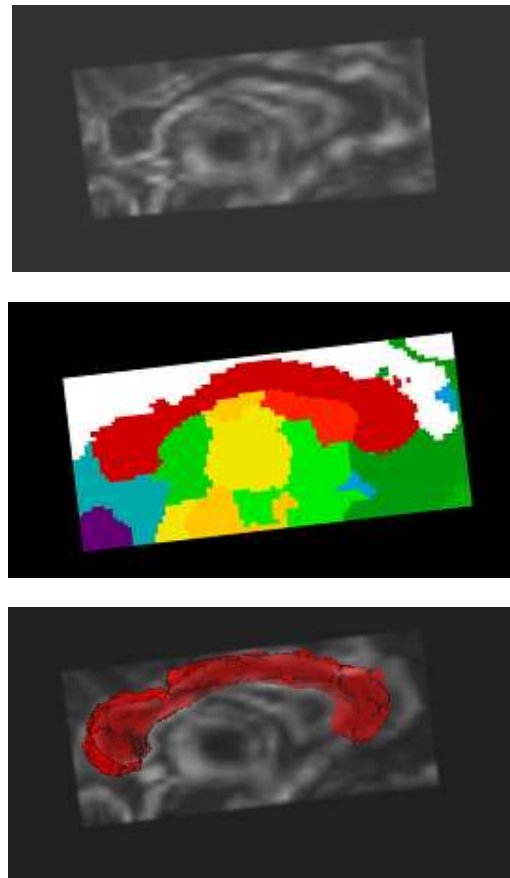


**Figura 2. TMG calculado para o torus sintético e para o phantom (DP e FN)**

### 3.2. Segmentação de DTI do cérebro

Também foram realizados diversos experimentos com imagens do cérebro, tanto em estruturas de substância branca, quanto substância cinzenta do cérebro, mostrando que o método independe do tipo de tecido a ser segmentado. Para segmentar automaticamente o corpo caloso, por exemplo, primeiramente o gradiente morfológico tensorial (TMG) foi calculado usando a Norma de Frobenius e um elemento estruturante 6-conexo (3D). Uma vez calculado, o TMG foi usado pelo *watershed* para segmentar o corpo caloso. O critério utilizado para escolher

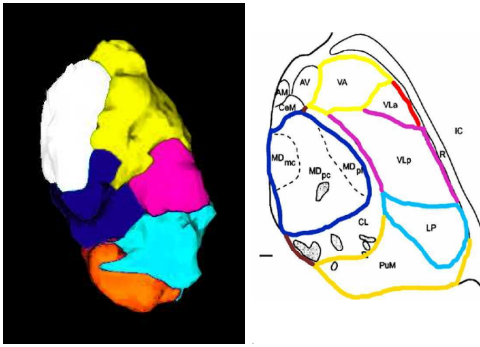
os marcadores para o *watershed* foi definir em quantas regiões a imagem deveria ser segmentada. No experimento apresentado, marcadores foram impostos às bases com os 60 maiores valores de extinção, segmentando, desta forma, a imagem em 60 regiões.



**Figura 3. Segmentando o corpo caloso: TMG, resultado do *watershed* e resultado 3D**

Fig. 3 apresenta os três passos do processo de segmentação: Fig. 3(a) contém uma fatia do TMG calculado, Fig. 3(b) mostra a mesma fatia rotulada de acordo com o resultado do *watershed* e Fig. 3(c) mostra o resultado da segmentação 3D. Como pode ser visto na Fig. 3(a), o TMG conseguiu detectar as bordas do corpo caloso, e a área escura mostra que a difusão dentro do corpo caloso é bem homogênea, levando a um gradiente quase nulo. Na Fig. 3(b) cada cor representa um rótulo, mostrando que a transformada de *watershed* foi capaz de atribuir um único rótulo ao corpo caloso (área vermelha) na parte superior da imagem.

É importante ressaltar que, apesar da Fig. 3(a) e da Fig. 3(b) mostrarem apenas uma fatia, tanto o TMG quanto o *watershed* foram calculados



**Figura 4. Segmentação do tálamo: método proposto versus atlas histológico**

levando em conta a informação tridimensional. Isto é garantido pela escolha do elemento estruturante (neste caso, um elemento 6-conexo).

Finalmente, escolhemos o problema de segmentação dos núcleos do tálamo para validar o método de segmentação proposto. A segmentação dos núcleos do tálamo é de extrema importância para neuro-cientistas e neuro-cirurgiões e sua solução através de imagens só passou a ser possível depois do surgimento da DTI. Até então, a divisão do tálamo em núcleos só era feita *post-mortem*.

Para segmentar os núcleos do tálamo usando o método proposto, primeiro foi necessário usar um método de segmentação automática para encontrar a borda externa do tálamo. Esta borda foi então usada como marcador externo para o *watershed*, enquanto que os marcadores internos foram escolhidos pela dinâmica dos mínimos regionais. Os resultados obtidos pelo método proposto foram bastante surpreendentes, correspondendo à divisão em núcleos descrita em atlas histológico (Fig. 4).

#### 4. Conclusões

O método de segmentação de DTI baseada no TMG e na transformada de *watershed* mostrou-se capaz de segmentar diversos tipos de imagens tensoriais. De maneira geral, a norma de Frobenius usada no cálculo do TMG levou aos melhores resultados de segmentação, apesar de não ser invariante à rotação. Isso se deve ao fato de a invariância à rotação ter se mostrado menos importante para o cálculo de um gradiente a ser usado na segmentação, do que a resposta linear às diferenças de anisotropia e traço.

Apesar de termos conseguido uma boa segmentação das estruturas do cérebro, mesmo

em problemas complexos como o dos núcleos do tálamo, ainda há necessidade de aumentar a robustez nas medidas, pois a relação sinal ruído ainda é baixa. Os bons resultados de segmentação obtidos em um conjunto de dados de difusão não se repetiram em outros conjuntos de dados, mesmo os adquiridos em um mesmo indivíduo em instantes distintos.

#### Referências

- [1] P.J. Basser and C. Pierpaoli. Microstructural and physiological features of tissues elucidated by quantitative-diffusion-tensor MRI. *J. Magn. Reson.*, 111(3):209–219, June 1996.
- [2] S. Beucher and F. Meyer. The morphological approach to segmentation: The watershed transformation. In *Math. Morph. Image Proces.*, chapter 12, pages 433–481. 1992.
- [3] E. R. Dougherty and R. A. Lotufo. *Hands-on Morphological Image Processing*, volume TT59. SPIE, 2003.
- [4] L. Jonasson, X. Bresson, P. Hagmann, O. Cuisenaire, R. Meuli, and J. Thiran. White matter fiber tract segmentation in DT-MRI using geometric flows. *Medical Im. Anal.*, 9(3):223–236, 2005.
- [5] C. Lenglet, M. Rousson, and R. Deriche. A statistical framework for DTI segmentation. In *ISBI*, pages 794–797. IEEE, 2006.
- [6] S.N. Niogi, P. Mukherjee, and B.D. McCandliss. Diffusion tensor imaging segmentation of white matter structures using a reproducible objective quantification scheme (roqs). *NeuroImage*, 35:166–174, 2007.
- [7] L. Rittner and R. Lotufo. Diffusion tensor imaging segmentation by watershed transform on tensorial morphological gradient. *Brazilian Symp. on Computer Graph. and Image Proc.*, 0:196–203, 2008.
- [8] Z. Wang and B.C. Vemuri. DTI segmentation using an information theoretic tensor dissimilarity measure. *IEEE Trans. Med. Imag.*, 2005.
- [9] Y.T. Weldeselassie and G. Hamarneh. DT-MRI segmentation using graph cuts. In *Medical Imaging: Image Processing*. SPIE, 2007.
- [10] L. Zhukov, K. Museth, D. Breen, R. Whitaker, and A. Barr. Level set modeling and segmentation of DT-MRI brain data. *J. Electronic Imaging*, 12:125–133, 2003.
- [11] U. Ziyang, D. Tuch, and C.F. Westin. Segmentation of thalamic nuclei from DTI using spectral clustering. In *MICCAI'06, Lect. Notes Comp. Sci.*, pages 807–814, Denmark, 2006.