

PREDIÇÃO DE VALORES DE RELAXOMETRIA $T_{1\rho}$ DE DISCOS INTERVERTEBRAIS A PARTIR DE IMAGENS PONDERADAS EM T2

M. S. Barreiro* **, M. H. Nogueira-Barbosa**, R. M. Rangayyan***, R. M. Reis**,
J. R. G. Manzan*, L. C. Pereyra** e P. M. Azevedo-Marques**

*Departamento de Engenharia da Computação, IFTM, Uberaba/MG, Brasil

**Departamento de Clínica Médica, USP, Ribeirão Preto/SP, Brasil

***Departamento de Engenharia Elétrica e Computação, Universidade de Calgary, Calgary, Canada

e-mail: marcelobarreiro@iftm.edu.br

Resumo: Este trabalho descreve o desenvolvimento de um método que prediz informações de $T_{1\rho}$ a partir de informações quantitativas extraídas de imagens de ressonância magnética ponderadas em T2 do disco intervertebral lombar da coluna. O conjunto de imagens consiste de 210 imagens dos discos extraídos de exames de 42 indivíduos adultos (20 a 40 anos) saudáveis obtidos por ressonância magnética ponderadas em T2 e também em $T_{1\rho}$. Para verificar a eficiência do estudo, foi utilizada uma rede neural do tipo perceptron multicamada com 5 entradas, 15 neurônios na camada intermediária e 1 saída, obtendo uma taxa de acerto de até 85,23% para valores normalizados de $T_{1\rho}$ entre 0 e 1, com erro padrão de 8,76%.

Palavras-chave: Degeneração do Disco Intervertebral, $T_{1\rho}$ em Discos Intervertebrais, Processamento de Imagens, Análise de Textura.

Abstract: *This article describes the development of a method that predicts $T_{1\rho}$ information using quantitative data derived from T2-weighted routine MRI of intervertebral discs. The dataset is comprised of images of 210 discs obtained from 42 healthy individuals aged 20-40 years old, studied with lumbar spine MRI (1.5 Tesla). We used a multilayer artificial neural network, with 5 input nodes, 15 intermediate layer neurons, and 1 output neuron. We obtained a rate of agreement of 85.23% using normalized values of $T_{1\rho}$ between 0 and 1, with standard error of 8.76%.*

Keywords: *Intervertebral Disc Degeneration, $T_{1\rho}$ of Intervertebral Disc, Image Processing, Texture Analysis.*

Introdução

A degeneração do disco intervertebral afeta milhões de pessoas em todo o mundo, e isto pode ocorrer por diversos fatores, como tabagismo, obesidade, trauma, excesso de atividade física ou sedentarismo [1].

Atualmente, a Ressonância Magnética (RM) é considerada o método não invasivo mais sensível na avaliação por imagem do disco intervertebral e das estruturas dos sistemas neuromusculoesqueléticos adjacentes, quando da avaliação da existência de degeneração discal [2].

Existem técnicas quantitativas específicas em RM para avaliação do disco intervertebral, sendo que a maioria dos sistemas e escalas de classificação de sua degeneração empregados na rotina clínica se utiliza de imagens ponderadas em T2. Nas imagens ponderadas em T2, a água é caracterizada pelo sinal de alta intensidade, favorecendo a observação da perda do sinal das alterações morfológicas na degeneração do disco [3]. A escala de graduação mais difundida na literatura para classificar esse nível de degeneração é a escala de Pfirrmann [4], que classifica o nível de degeneração de acordo com a intensidade do sinal do núcleo pulposo, a estrutura do disco, a altura do disco e a delimitação entre núcleo pulposo e anulos fibroso [5].

Porém, a classificação de Pfirrmann pode ser considerada um método subjetivo, pois tem como base a inspeção visual da imagem do disco intervertebral, possibilitando a ocorrência de variações nas classificações feitas por diferentes profissionais quando observado o mesmo disco intervertebral [6]. Por este motivo, nos últimos anos, muitos pesquisadores têm buscado formas de diagnosticar anormalidades da coluna vertebral e suas estruturas usando métodos quantitativos automáticos ou semiautomáticos. Michopoulou et al. [7] propôs a utilização de descritores baseados em textura para a quantificação da degeneração do disco, e a associação de tais características com a idade do paciente. Alomari et al. [8] desenvolveram um método para a segmentação de hérnia de disco, usando um modelo de vetor de gradiente de contorno ativo e a classificação dos discos com hérnia ou não por meio de um classificador Bayesiano, obtendo um nível médio de acurácia de 92,5%.

Em outra linha de investigação, trabalhos recentes têm mostrado que imagens ponderadas em $T_{1\rho}$ apresentam melhores resultados na detecção de anormalidades do disco intervertebral. Johannessen et al. [9] encontrou uma correlação entre a degeneração discal com as informações obtidas com as imagens ponderadas em $T_{1\rho}$, verificando inclusive a capacidade de detecção nos estágios iniciais de degeneração. Zuo et al. [10] mostrou uma associação estatisticamente significativa entre $T_{1\rho}$ e proteoglicanos normalizados, mas não encontrou associação entre $T_{1\rho}$ e o teor de água normalizado.

$T_{1\rho}$ é uma técnica de obtenção de informações por RM que não faz parte do protocolo clínico usual dos exames de RM na maioria dos serviços de radiodiagnóstico, isto ocorre devido a custo e também pelo tempo necessário para obter este tipo de imagem. Porém, como tem se mostrado uma técnica eficiente na detecção de anomalias em imagens de RM, a procura por uma correlação entre atributos quantitativos extraídos de imagens de RM ponderadas em T2 com os valores ponderados em $T_{1\rho}$ se apresentam como um importante campo de investigação na área de reconhecimento de padrões em imagens médicas.

O estudo aqui relatado tem por objetivo prever os valores extraídos de imagens ponderadas em $T_{1\rho}$ utilizando medidas quantitativas de textura extraídas de imagens ponderadas em T2 de discos intervertebrais lombares em imagens de RM.

Materiais e métodos

Foram utilizadas imagens de RM de 210 discos da região lombar da coluna, extraídos de exames de 42 indivíduos voluntários, adultos, sedentários, de ambos os sexos, com idade entre 20 e 40 anos. Os exames de RM foram realizados em aparelho de RM de 1,5 Tesla, modelo ACHIEVA da Philips instalado no Serviço de Radiodiagnóstico do Hospital das Clínicas da Faculdade de Medicina de Ribeirão Preto-USP. Os parâmetros de aquisição são: plano sagital, FOV = 22×22cm, espessura de corte = 4mm, número de cortes = 16, tempo de eco = 120ms, tempo de repetição = 3900ms, tamanho da imagem = 512×512 pixels, obtendo as imagens ponderadas em T2 e também o mapa gerado por $T_{1\rho}$. A imagem utilizada ponderada em T2 estava no padrão JPEG.

Para este estudo foi aplicado o algoritmo desenvolvido por Barreiro et al. [11], que utiliza imagens da área central da coluna vertebral ponderada em T2, analisando a condição dos discos localizados nas regiões L1-L2, L2-L3, L3-L4, L4-L5 e L5-S1. Esta análise consiste em segmentar de forma semiautomática cada disco. Para minimizar possíveis variações nos níveis de cinza nas imagens devido a problemas de calibração do aparelho ou diferenças no posicionamento de cada indivíduo, foi implementado um método de normalização que utiliza o valor médio encontrado em cinco pontos diferentes do líquido cefalorraquidiano para equalizar a imagem. Com a imagem equalizada, são extraídos os atributos de textura através da técnica desenvolvida por Haralick et al. [12], gerando um vetor com 14 atributos para cada um dos discos. Com o objetivo de reduzir a dimensionalidade deste vetor, foi realizada a seleção de atributos, utilizando uma rede neural artificial (RNA) do tipo multilayer perceptron (MLP) como avaliador de subconjunto e busca exaustiva como o método de pesquisa, obtendo um vetor com apenas 5 atributos, que são: segundo momento angular (1), momento da diferença inverso (2), soma da entropia (3), diferença da entropia (4) e informação de medida (5). Estes atributos são utilizados como valores de entrada de outra RNA.

A equação do segundo momento angular avalia a uniformidade de textura da imagem.

$$F_1 = \sum_i \sum_j \{p(i, j)\}^2 \quad (1)$$

A equação do momento da diferença inverso avalia quando a concentração dos valores na diagonal da matriz de co-ocorrência for máxima.

$$F_2 = \sum_i \sum_j \frac{1}{1+(i-j)^2} p(i, j) \quad (2)$$

A equação da soma da entropia é dada por,

$$F_3 = - \sum_{i=2}^{2n_g} p_{x+y}(i) * \log\{p_{x+y}(i)\} \quad (3)$$

A equação da diferença da entropia é dada por,

$$F_4 = - \sum_{i=0}^{n_g-1} p_{x-y}(i) * \log\{p_{x-y}(i)\} \quad (4)$$

A equação de informação de medida é dada por,

$$F_5 = \frac{H_{XY} - H_{XY1}}{\max\{H_X, H_Y\}} \quad (5)$$

Onde:

$p(i, j)$ = entrada (i, j) em tom de cinza da matriz normalizada,

$p_x(i)$ = entrada (i) na matriz de probabilidade marginal obtida pela soma das linhas de $p(i, j)$,

n_g = Número distintos de níveis de cinza na imagem quantizada.

Os valores médios de $T_{1\rho}$ mensurados nos pixels do disco intervertebral foram considerados a referência, sendo utilizados como valor alvo a ser alcançado pela RNA. Para aplicação da rede neural, que neste trabalho é usada como um aproximador funcional, foi necessário normalizar os valores de $T_{1\rho}$ entre 0 e 1. Para o treinamento da RNA, os 210 discos foram separados em um conjunto de treinamento e outro de teste, sendo que 70% dos dados (147) foram utilizados para treinamento e 30% dos dados (63) foram utilizados para teste.

A RNA criada para este estudo é do tipo MLP, com algoritmo de treinamento do tipo backpropagation. A arquitetura da MLP é definida por 5 neurônios na camada de entrada, 15 neurônios na camada intermediária e 1 neurônio na camada de saída. Essa arquitetura foi selecionada empiricamente, de forma exaustiva, após sucessivas tentativas para a determinação do melhor desempenho. As 5 entradas da rede estão relacionadas aos cinco atributos extraídos das imagens ponderadas em T2.

Após treinar a rede, o conjunto de teste foi submetido à RNA. Cada saída obtida com o conjunto dos 5 atributos provenientes de cada disco, foi subtraída da saída esperada ($T_{1\rho}$ normalizado), na figura 1 é apresentado o fluxograma com as etapas utilizadas.

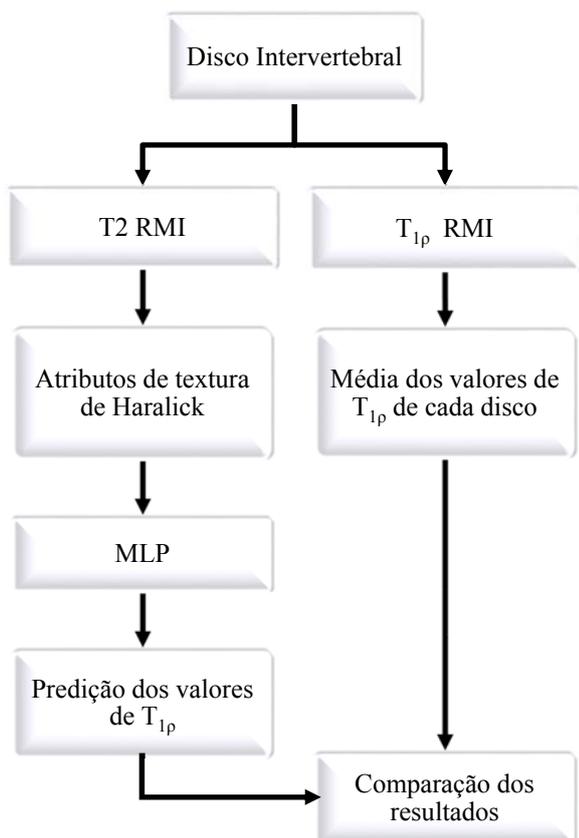


Figura 1: Fluxograma das etapas do sistema.

Em seguida, foi calculada a média dos módulos da diferença. Como se trata de diferenças normalizadas na escala de 0 a 1, a resposta corresponde a uma proporção de acerto.

Dessa forma, foi calculado o erro padrão para a proporção de acerto através da equação 6.

$$erro = Z * \frac{\alpha}{2} * \sqrt{\frac{\hat{p} * (1 - \hat{p})}{n}} \quad (6)$$

Onde:

Z = Valor tabelado da distribuição normal padronizada,

α = é o nível de significância,

\hat{p} = é a proporção de acerto,

n = tamanho da amostra.

Foi calculada também a raiz quadrada do erro quadrático médio (RMSE), a equação 7 demonstra a fórmula utilizada.

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum (x_i - y_i)^2}{n}} \quad (7)$$

Onde:

x_i = Valor de T_{1p} ,

y_i = Valor obtido da predição de T_{1p} ,

n = tamanho da amostra.

Resultados

Nos experimentos realizados, o maior nível de acerto na predição dos valores de T_{1p} (saída da rede) utilizando os respectivos valores dos vetores de atributo extraídos das imagens ponderadas em T2 (entrada da rede) foi de 85,23%. Considerando o cálculo do intervalo de confiança da proporção pela distribuição normal padronizada, pode-se afirmar com 95% de confiança, que o erro padrão da proporção é de 8,76% para mais ou para menos. Com base nos valores obtidos, foi calculada a raiz quadrada do erro quadrático médio, obtendo o resultado de 0,2028.

Discussão

Os resultados iniciais indicam que o método proposto apresenta bom potencial, com valores de acerto elevados na predição. A principal limitação do trabalho apresentado se refere ao número ainda relativamente pequeno de discos analisados. A ampliação da base de dados já está em andamento e novos estudos deverão ser realizados. Outro aspecto que precisa ser investigado é o impacto de possíveis problemas de calibração do equipamento de RM ou da presença de inhomogeneidades de campo magnético (bias field) sobre os processos de extração de atributos das imagens ponderadas em T2 e de predição dos valores de T_{1p} pela rede neural artificial. Essa avaliação, porém, está além do escopo do trabalho aqui apresentado.

Conclusão

Foi apresentado um método que prediz os valores presentes nas imagens ponderadas em T_{1p} através de atributos quantitativos extraídos de imagens ponderadas em T2 de imagens de RM de discos intervertebrais, utilizando-se atributos de textura e redes neurais artificiais. Os resultados obtidos, embora iniciais, são promissores.

Agradecimentos

Esta pesquisa foi parcialmente financiada pela CAPES, CNPq, FAPESP, IFTM e pelo Conselho de Pesquisa em Engenharia e Ciências Naturais do Canadá (Natural Sciences and Engineering Research Council of Canada).

Referências

- [1] J. Takatalo, J. Karppinen, S. Taimela, J. Niinimäki, J. Laitinen, R. B. Sequeiros, M. Paananen, J. Remes, S. Näyhä, T. Tammelin, R. Korpelainen, O. Tervonen. Body mass index is associated with lumbar disc degeneration in young Finnish males: subsample of Northern Finland birth cohort study 1986. BMC Musculoskeletal Disorders, Vol. 14, No. 1, pp. 1-10, Mar. 2013.

- [2] L. Kerttula, M. Kurunlahti, J. Jauhiainen, A. Koivula, J. Oikarinen, O. Tervonen. Apparent diffusion coefficients and T2 relaxation time measurements to evaluate disc degeneration: a quantitative MR study of young patients with previous vertebral fracture. *Acta Radiologica*, Vol. 42, No. 6, pp. 585–591, Dec. 2001.
- [3] K. Luoma, T. Vehmas, H. Riihimaki, R. Raininko. Disc height and signal intensity of the nucleus pulposus on magnetic resonance imaging as indicators of lumbar disc degeneration. *Spine*, Vol. 26, No. 6, pp. 680–686, Mar. 2001.
- [4] C. W. A. Pfirrmann, A. Metzdorf, M. Zanetti, J. Hodler, N. Boos. Magnetic resonance classification of lumbar intervertebral disc degeneration. *Spine*, Vol. 26, No. 17, pp. 1873–1878, Sept. 2001.
- [5] D. Stelzeneder, G. H. Welsch, B. K. Kovács, S. Goed, T. Paternostro-Sluga, M. Vlychou, K. Friedrich, T. C. Mamisch, S. Trattnig. Quantitative T2 evaluation at 3.0T compared to morphological grading of the lumbar intervertebral disc: A standardized evaluation approach in patients with low back pain. *European Journal of Radiology*, Vol. 81, No. 2, pp. 324–330, Feb. 2011.
- [6] S. A. Nagy, I. Juhasz, H. Komaromy, K. Pozsar, I. Zsigmond, G. Perlaki, G. Orsi, A. Schwarcz, N. Walter, T. Doczi, P. Borgner. A statistical model for intervertebral disc degeneration: Determination of the optimal T2 cut-off values. *Clinical Neuroradiology*, Vol. ??, No. ??, pp. ??-??, Oct. 2013.
- [7] S. Michopoulou, L. Costaridou, M. Vlychou, R. Speller, A. Todd-Pokropek. Texture-based quantification of lumbar intervertebral disc degeneration from conventional T2-weighted MRI. *Acta Radiologica*, Vol. 52, No. 1, pp. 91–98, Feb. 2011.
- [8] R. S. Alomari, J. J. Corso, V. Chaudhary, G. Dhillon. Toward a clinical lumbar CAD: herniation diagnosis. *International Journal of Computer Assisted Radiology and Surgery*, Vol. 6, No. 1, pp. 119–126, Jan. 2011
- [9] W. Johannessen, J. D. Auerbach, A. J. Wheaton, A. Kurji, A. Borthakur, R. Reddy, D. M. Elliott. Assessment of human disc degeneration and proteoglycan content using T_{1ρ}-weighted magnetic resonance imaging. *Spine*, Vol. 31, No. 11, pp. 1253–1257. 2006.
- [10] J. Zuo, G. B. Joseph, X. Li, T. M. Link, S. S. Hu, S. H. Berven, J. Kurhanewitz, S. Majumdar. In-vivo intervertebral disc characterization using magnetic resonance spectroscopy and T_{1ρ} imaging: Association with discography and oswestry disability index and SF-36. *Spine*, Vol. 37, No. 3, pp. 214–221. 2012.
- [11] M. S. Barreiro, M. H. Nogueira-Barbosa, R. M. Rangayyan, R. M. Reis, L. C. Pereyra, P. M. Azevedo-Marques. Semiautomatic classification of intervertebral disc degeneration in magnetic resonance images of the spine. 5th IEEE Biosignals and Biorobotics Conference; May 26–28, 2014; Salvador, Brasil. ISBN: 978-1-4799-5688-3. 2014
- [12] R. Haralick, K. Shanmugam, I. Dinstein. Textural features for image classification. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, Vol. SMC-3, No. 6, pp. 610–621, Nov. 1973.