

Detecção de patologias de retina humana através de análise multifractal

Esdras Adriano dos Santos, Tatijana Stosic

Depto de Estatística e Informática, UFRPE,
R.Dom Manuel de Medeiros, s/n, Dois Irmãos, 52171-030 Recife, PE
E-mail: esdras.adriano@gmail.com, tastosic@gmail.com

Resumo Neste trabalho aplicamos a análise multivariada a resultados de análise multifractal do sistema vascular de retina humana. As variáveis α e $f(\alpha)$ do espectro multifractal e dimensões generalizadas fractais D_0 , D_1 e D_2 das imagens das retinas disponíveis no banco de dados STARE (<http://www.parl.clemson.edu/stare>) foram submetidas a análise de agrupamento K-médias. Os resultados indicam que o espectro multifractal dos vasos sanguíneos da retina humana pode ser usado para detectar casos patológicos.

Palavras-chave Multivariada, Multifractal, Retina, Vascularização.

Introdução

As alterações vasculares da retina são associadas às doenças como diabetes, hipertensão arterial, arteriosclerose, etc., que podem comprometer a visão do paciente, e em casos graves levar a cegueira. A prevenção e detecção destas doenças são feitas através de exames periódicos do sistema vascular da retina.

Os avanços dos sistemas computacionais facilitam o desenvolvimento e implementação dos métodos (baseados em uso de modelos matemáticos, físicos e estatísticos) que ajudam a análise das imagens médicas, com o objetivo de aumentar a qualidade do processo diagnóstico e tratamento de doenças.

Durante a década passada foram feitas várias tentativas em uso de dimensão fractal como quantificador das propriedades geométricas do sistema dos vasos sanguíneos da retina humana. Os resultados ainda não são conclusivos principalmente porque não existe um método eficiente de segmentação automática dos vasos, a partir de imagens obtidas por fundus câmera ou angiografia [1]. Recentemente, uma análise multifractal foi aplicada [2] ao sistema vascular da retina para os casos normais e patológicos, com objetivo de estabelecer se estes objetos representam fractais regulares, ou devem ser tratados como multifractais. Os resultados de [2] mostraram o comportamento multifractal em ambos os casos. A diferença em dimensões fractais generalizadas, bem como forma i posição de espectro multifractal, indicam possibilidade de uso dessa análise para detecção de casos patológicos.

Metodologia

Multifractais

Em contraste com os fractais simples (ou monofractais), multifractais podem ser vistos como um entrelace de simples fractais, caracterizados por uma hierarquia de expoentes [3]. Palavra hierarquia aqui se refere aos diferentes membros deste entrelace, os quais têm dimensões fractais distintas. O procedimento de cálculo de dimensões generalizadas multifractal consiste em cobrir a estrutura (imagem segmentada da vascularização da retina) com caixas de arestas de tamanho ℓ , variando os valores de ℓ , e registrando os números de pontos (pixels) M_i , que pertencem ao objeto analisado, dentro de i -ésima caixa. A dimensão generalizada D_q para distribuição de massa é definida por:

$$\sum_i \left(\frac{M_i}{M_0} \right)^q \sim \left(\frac{\ell}{L} \right)^{(q-1)D_q}, \quad (1)$$

onde M_0 o total de pixels na estrutura, L representa dimensão linear de sistema, q é uma variável continua que torna possível observar as propriedades fractais em diferentes escalas. Tomando o gráfico $\log - \log$ e calculando o coeficiente angular da reta formada obtém-se a dimensão fractal $D(q)$ para cada valor de parâmetro q . Valores D_0 , D_1 e D_2 correspondem às dimensões de capacidade, informação e correlação, respectivamente, que representam as grandezas mais usadas pelos métodos tradicionais de análise (mono)fractal.

O espectro $f(\alpha)$

Um tratamento alternativo de multifractais, bastante empregado na literatura, utiliza espectro $f(\alpha)$ onde

$$N(\alpha) = L^{-f(\alpha)}$$

representa o número de caixas $N(\alpha)$ para os quais a probabilidade P_i de encontrar uma partícula (ou pixel) dentro de uma dada região i é regida por lei de escala

$$P_i = L^{\alpha_i}$$

A grandeza $f(\alpha)$ pode ser entendida como a dimensão fractal da união de regiões com singularidade entre α e $\alpha + d\alpha$, α varando entre $[-\infty, \infty]$.

A relação entre a função $D(q)$ e o espectro $f(\alpha)$ é feita via transformação de Legendre

$$f(\alpha(q)) = q\alpha(q) - \tau(\alpha)$$

onde

$$\alpha(q) = \frac{d\tau(\alpha)}{dq}$$

e

$$\tau(\alpha) \equiv (q-1)D_q$$

é o expoente de correlação de massa da q -ésima ordem.

Análise de agrupamento

A análise de agrupamento tem por objetivo dividir os elementos de uma amostra, ou população, em grupos de forma que os elementos os quais pertencem a um mesmo grupo sejam similares entre si com respeito às características que neles foram medidas, e os elementos em grupos distintos sejam heterogêneos, em relação a estas mesmas características [5]. Neste trabalho, foi utilizado o método K-médias. Este método aplica um procedimento iterativo, com objetivo de particionar os n objetos em k grupos ($k < n$), onde cada elemento amostral é alocado ao grupo cujo centróide está mais próximo ao respectivo elemento [6]. Para os cálculos dos agrupamentos foi utilizado o software estatístico R.

Gráfico de Silhueta

O gráfico de Silhueta é um procedimento usado para análise de qualidade dos agrupamentos obtidos. Valor da silhueta de cada elemento é definida por

$$s(i) = \frac{b(i) - a(i)}{\max\{a(i), b(i)\}}$$

onde $a(i)$ e $b(i)$ representam as distâncias médias entre o elemento i e os elementos do grupo de seu próprio grupo, e de outro grupo, respectivamente, dados por

$$a(i) = \frac{\sum_{j \in G(i)} d_{ij}}{n_{G(i)} - 1}$$

e

$$b(i) = \frac{\sum_{j \in H(i)} d_{ij}}{n_{H(i)}},$$

onde d_{ij} é a distância euclidiana entre os objetos i e j , $G(i)$ indica o grupo que contém o objeto i , com total de $n_{G(i)}$ elementos, enquanto $H(i)$ indica o grupo que não contém o objeto i , com $n_{H(i)}$ elementos [5].

Dados e Variáveis

As imagens da retina usadas para análise multifractal estão disponíveis no banco de dados STARE [4]. Imagens de 20 retinas, dos quais 10 normais (denominadas $N_1 \dots N_{10}$) e 10 patológicas ($P_1 \dots P_{10}$), foram segmentadas manualmente pelos dois observadores, denominados AH e VK [4], e eskeletonizadas [2], com total de 80 imagens (40 para retinas normais, e 40 para retinas patológicas). Os representantes típicos de cada grupo de imagens são mostrados na Figura 1.

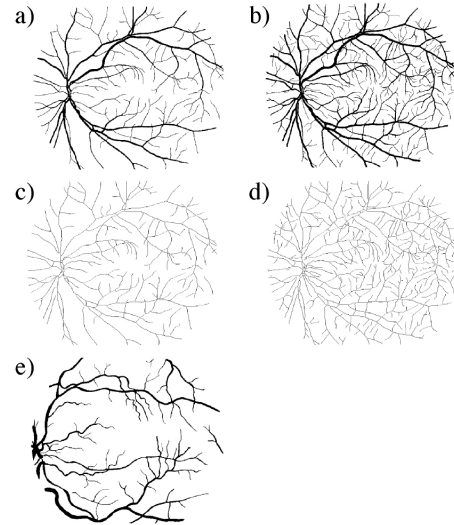


Figura 1: Imagem de uma estrutura de vasos de uma retina normal em (a) segmentada, pelo observador AH e em (b) pelo observador VK, junto as suas versões eskeletonizadas em (c) e (d), respectivamente, e em (e) uma estrutura patológica segmentada pelo AH [2].

As variáveis utilizadas foram os valores de α e $f(\alpha)$ do espectro $f(\alpha)$, para $\tau(q = -3)$, $\tau(q = 0)$ e $\tau(q = 3)$ (denominado Banco 1), e das dimensões generalizadas (multifractais) D_0, D_1 e D_2 (Banco 2) [2].

Resultados e Discussão

O método K-médias, junto com o cálculo de silhuetas, foi aplicado aos conjuntos de retinas segmentadas manualmente pelos observadores AH e VK bem como as eskeletonizadas, para os dois bancos de dados. Para todos os casos os dois bancos apresentaram agrupamentos idênticos, diferenciando-se apenas pelos valores das silhuetas. Resultados de agrupamentos obtidos são apresentados em Tabela 1. Os melhores resultados de agrupamento

encontram-se no caso de imagens eskeletonizadas pelo observador AH, onde só 20% de imagens patológicas (ou 10% de todas as imagens) foram erroneamente classificadas, enquanto os piores resultados também encontram-se para observador AH, no caso de imagens manualmente segmentadas, com 20% de todas as imagens erroneamente classificadas (5% de imagens patológicas e 15% de imagens normais). Para o observador VK, 30% de imagens patológicas (15% de todas) foram erroneamente classificadas para imagens eskeletonizadas, enquanto para as manualmente segmentadas 40% de imagens patológicas (20% de todas) foram mal classificadas. Comparando os observadores, os melhores resultados são obtidos para imagens segmentadas pelo observador AH, enquanto em relação ao tipo de imagem, o melhor desempenho foi observado para imagens eskeletonizadas.

Observa-se também que imagens P5, P6 e P7 demonstram a maior tendência de serem mal classificadas, junto ao grupo de imagens normais. Como na fonte de dados [4] não foi registrada origem da cada uma das patologias, este fato poderia ser atribuído ao pequeno avanço das patologias para estas imagens, ou ao seu tipo (e.g. patologias que não causam grandes distorções às estruturas vasculares).

Tabela 1: Agrupamento de imagens

Banco 1	
Observado AH	
Retinas Eskeletonizadas	
Grupo 1	P5,N1,N2,N3,P7,N4 N5,N6,N7,N8,N9,N10
Grupo 2	P1,P2,P3,P4,P6,P8,P9,P10
Retinas Segmentadas Manualmente	
Grupo 1	P5,N1,N4,N5,N6,N7,N9,N10
Grupo 2	P1,P2,P3,P4,P6,N2 N3,P7,N8,P8,P9,P10
Observado VK	
Retinas Eskeletonizadas	
Grupo 1	P5,P6,N1,N2,N3,P7 N4,N5,N6,N7,N8,N9,N10
Grupo 2	P1,P2,P3,P4,P8,P9,P10
Retinas Segmentadas Manualmente	
Grupo 1	P5,P6,N1,N2,N3,P7 N4,N5,N6,N7,N8,N9,N10,P10
Grupo 2	P1,P2,P3,P4,P8,P9

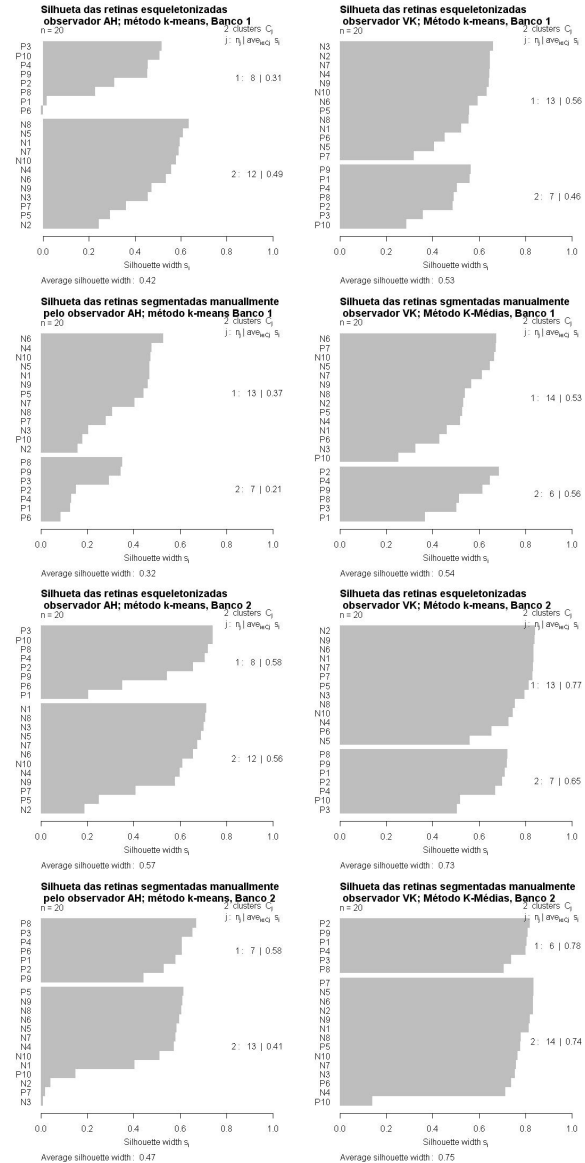


Figura 2: Silhueta para retinas eskeletonizadas, observador AH, Banco 1.

Uma maneira de verificar a qualidade do agrupamento é através da análise dos gráficos de silhueta. Ao observar a Figura 2 verifica-se que, além do fato que o uso dos dois bancos de dados resulta em classificação idêntica, resultados obtidos pelo Banco 2 demonstram maiores silhuetas, que indica maior nível de confiança em resultados de classificação.

Finalmente, para verificar se a escolha $K=2$ para o método K-médias está correta (se realmente ex-

istem dois grupos), na Figura 3 estão apresentados os valores da silhueta média em função de número de grupos K, para imagens eskeletonizadas de observador AH. Devido ao fato que a silhueta média tem valor máximo para K=2, conclui-se que a silhueta média não mostra a necessidade de aumento do número de grupos.

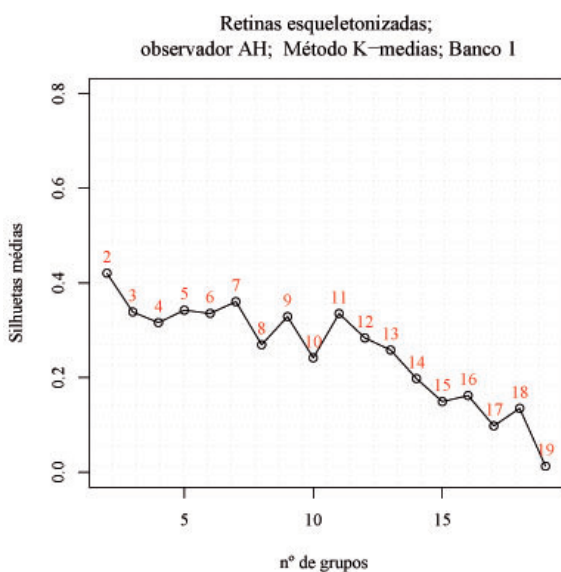


Figura 3: Silhuetas médias contra número de agrupamentos para as retinas eskeletonizadas, observador AH, Banco 1.

Conclusão

Resultados de análise de agrupamento pelo método K-médias, junto com cálculo de silhuetas, indicam que é possível a diferenciação entre retinas normais e patológicas usando a análise multifractal, mas para comprovação desta afirmação é necessária uma análise das doenças específicas, com maior número de imagens. Os gráficos de silhuetas ajudam na verificação da qualidade dos grupos observados pelo método K-médias, enquanto o gráfico de silhuetas médias confirma existência de apenas dois grupos.

Agradecimentos

Os autores agradecem ao CNPq pelo apoio financeiro e ao Programa de Pós-Graduação em Biometria da UFRPE pelo apoio logístico e intelectual.

Referências

- [1] B. R. Masters, 2004. *Fractal analysis of the vascular tree of the human retina*. Ann. Rev. Bio. Eng, vol. 8, p 427-252.
- [2] T. Stosic and B. Stosic. 2006. *Multifractal Analysis of Human Retinal Vassels*. IEEE Transactions on Medical Imaging, vol.8: p1101-1107.
- [3] T. Vicsek, 1993. *Fractal Growth Phenomenon*, 2nd ed. Singapore: World Scientific.
- [4] The Structure Analysis of the retinal (STARE) Project [Online] Available: www.parl.clemeson/stare/probing Last seen on Oct. 8, 2005.
- [5] Kaufman, Leonard & Reousseeuw, Peter J.1990. *Find groups in data: an introduction to clurter analysis*. John Wiley & Sons.
- [6] Mongoti, Sueli Aparecida, 2005. *Análise de Agrupamento Através de métodos de Estatística Multivariada: uma abordagem aplicada*. Editora UFMG.