

Extração de Características de Sinais na Pele para Identificação de Melanoma

Henrique C. Siqueira
Escola Politécnica
Universidade de Pernambuco
Recife, Brasil 50750-470
E-mail: hcs@ecomp.poli.br

Bruno J. T. Fernandes
Escola Politécnica
Universidade de Pernambuco
Recife, Brasil 50750-470
E-mail: bjtf@ecomp.poli.br

Resumo—O câncer de pele está entre os tipos de câncer mais frequentes no mundo. O melanoma é o tipo da doença que mais preocupa, por ser o mais grave devido à sua alta possibilidade de metástase e por ser fatal caso não tratada. Seu índice mundial de ocorrência é cerca de 133.000 pessoas por ano. O método mais comum de diagnóstico é feito visualmente baseado em cinco características: assimetria, borda, cor, diâmetro e elevação, conhecido como o método ABCDE. Este trabalho propõe três algoritmos capazes de extrair informação de sinais na pele com base em estudos dermatológicos, utilizando técnicas de processamento digital de imagens conhecidas na literatura. O primeiro mensura a taxa de assimetria do sinal, o segundo a irregularidade da borda e o terceiro o grau de variância da cor do sinal. A análise dos resultados é realizada através da curva ROC utilizando as bases *Atlas of Clinical Dermatology* e *DermNet NZ*.

Palavras-chave—Processamento digital de imagens, extração de características, reconhecimento de padrões, câncer de pele, melanoma.

I. INTRODUÇÃO

Atualmente, o câncer de pele está entre os tipos mais frequentes de câncer no mundo, sendo o tipo de tumor mais comum no Brasil, segundo pesquisa realizada pelo Instituto Nacional de Câncer José Alencar Gomes da Silva (INCA) [1]. Sua incidência tem aumentado rapidamente a taxas, aproximadamente, de 3% a 7% para a população de peles claras [2].

Existem três principais tipos de câncer de pele: o carcinoma basocelular (CBC), o carcinoma espinocelular (CEC), e o melanoma. O último representa 4% dos diagnósticos da doença e sua maior incidência está em adultos de cor branca, contudo é o caso mais grave devido à sua alta possibilidade de metástase, que é disseminação da lesão cancerígena para outros órgãos.

O sucesso do tratamento desse tipo de câncer aumenta consideravelmente se identificado nos estágios iniciais. Como prova disso, nos últimos anos houve uma grande melhora na sobrevida dos pacientes com melanoma que tiveram o diagnóstico precoce segundo o INCA [1], e cerca de 90% a 95% dos casos identificados quando os tumores mediam menos que 1 mm de diâmetro ficaram completamente curados [3].

O procedimento mais comum de identificação do melanoma é feito pela dermatoscopia, exame normalmente realizado

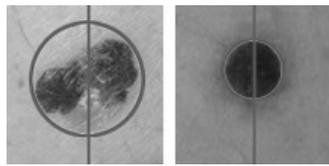
através do dermatoscópio, aparelho com lente de aumento de 10 vezes. Com isso é feita a análise de cinco principais características: assimetria, borda, cor, diâmetro e elevação, conhecido como o método ABCDE. Essas características estão apresentadas na Fig. 1.

- Assimetria: ao dividir o sinal em duas partes as regiões sobrepostas não coincidem. A Fig. 1a ilustra a assimetria de um melanoma na imagem à esquerda e a simetria de um sinal normal à direita;
- Borda: o melanoma apresenta irregularidade na borda. Na Fig. 1b, as imagens acima apresentam a irregularidade da borda presente no melanoma, em contrapartida, as imagens abaixo apresentam um sinal com transições suaves em sua borda;
- Cor: o melanoma possui mais de uma cor no mesmo sinal. A Fig. 1c apresenta histogramas dos sinais. No de cima, caso de melanoma, o histograma apresenta uma grande faixa de intensidades, ao contrário da imagem de baixo, com uma faixa pequena;
- Diâmetro: normalmente o melanoma é maior que 6 mm. Exemplo de um caso de melanoma com aproximadamente 2 cm na Fig. 1d.
- Elevação: é mais comum encontrar casos de melanoma que criam uma superfície elevada sobre a pele, assim como o da Fig. 1e.

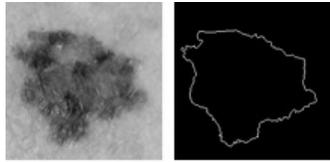
Além da dermatoscopia, trabalhos científicos vem sendo realizados desde a década de 80 com o objetivo de criar sistemas de suporte ao diagnóstico do melanoma [4]. Ainda assim, não existe um consenso na definição do modelo que oferece a melhor precisão no diagnóstico da patologia. Uma razão para isso é a dificuldade de comparar os modelos, visto que utilizam diferentes métodos estatísticos em diferentes bases de dados, algumas criadas como no trabalho de Manousaki *et al.* [5].

Neste artigo, propomos três novos algoritmos capazes de extrair características do sinal na pele humana para identificação de melanoma com base em características reais definidas pela comunidade médica, utilizando técnicas de processamento digital de imagens.

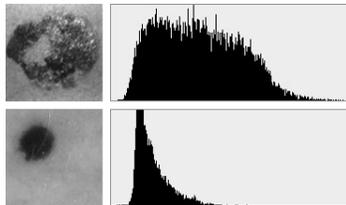
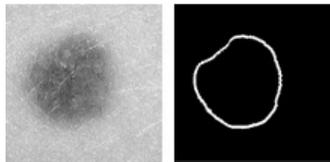
O artigo está estruturado da seguinte forma. Na Seção II, são apresentados os algoritmos criados para extrair características. Na Seção III mostramos as bases de imagens utilizadas e os



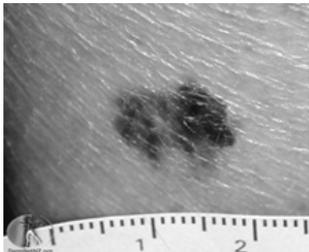
(a)



(b)



(c)



(d)



(e)

Fig. 1. Ilustração das características do sinal. Em (a) a imagem à esquerda mostra a assimetria do melanoma e a imagem à direita mostra a simetria do sinal normal. Em (b) são mostrados os sinais à esquerda e apenas suas respectivas bordas à direita, com o câncer presente apenas na imagem de cima. Em (c) é apresentado a diferença da variedade de intensidades através do histograma, com o melanoma na imagem de cima e o sinal normal em baixo. Já em (d) mostra-se a medição do diâmetro do tumor e em (e) um melanoma elevado sobre a pele.

experimentos realizados. Na Seção IV as conclusões realizadas são apresentadas.

II. MODELO DE EXTRAÇÃO DE CARACTERÍSTICAS

A Fig. 2 apresenta o diagrama completo do modelo para extração de características do sinal. A entrada do modelo é uma imagem colorida de qualquer tamanho. Em seguida, o próximo passo é responsável por localizar o sinal na imagem, para isso assumimos que a imagem contém duas classes: a primeira é a pele, definida como fundo, e a segunda é o sinal, definida como objeto. A escolha do algoritmo de segmentação

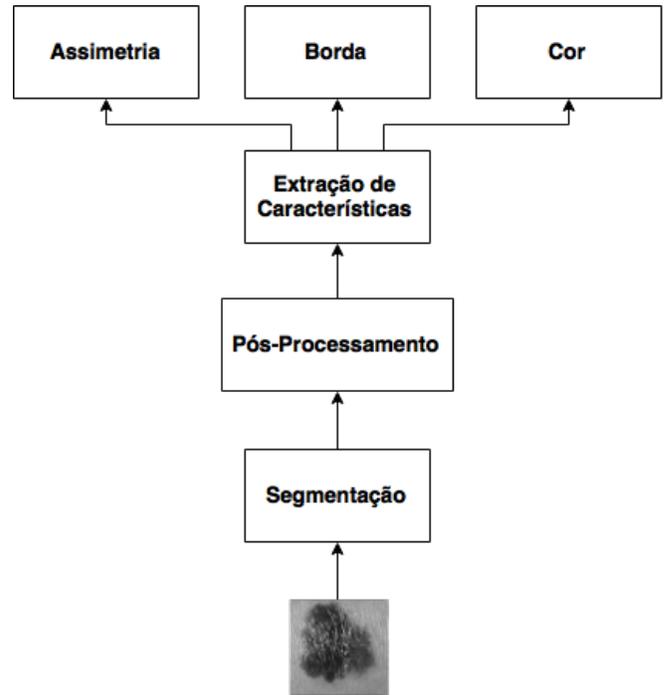


Fig. 2. Diagrama do modelo proposto de extração de características do sinal para identificação de melanoma.

é uma decisão importante porque contribui diretamente na efetividade dos passos seguintes. Com base no trabalho de Bhuiyan *et al.* [6], que compara métodos de segmentação aplicados na binarização de imagens de sinais na pele, o método de Otsu [7] obteve os melhores resultados.

Esse método segmenta a imagem convertida em tons de cinza (Fig. 3a) em duas classes (Fig. 3b), baseado no cálculo do limiar ótimo no histograma da imagem que minimiza a variância intra-classe e maximiza a variância inter-classe. Além de não precisar de ajustes de parâmetros para diferentes cores de peles e sinais, por ser totalmente não supervisionado. Depois da segmentação é realizado um pós-processamento para corrigir qualquer falha na imagem binária (Fig. 3b) resultante do método de Otsu. Falhas neste processo de segmentação são áreas de pele que são identificadas como sinal ou buracos presentes no sinal. Um buraco é uma região de fundo rodeado por pixels que representam o objeto.

No primeiro momento, deve-se encontrar todos os contornos na imagem; isto foi possível pelo algoritmo de Suzuki *et al.* [8] que encontra contornos em imagens binárias. Em seguida, percorrem-se todos os contornos encontrados para identificar o que possui maior número de componentes conexos, considerando este como o sinal. Finalmente, aplica-se o método *fillpoly()* do OpenCV [9] para preenchimento da área delimitada pelo maior contorno. A Fig. 3c mostra o resultado desse procedimento, uma imagem segmentada do sinal sem falhas. Esta imagem é utilizada como máscara nos algoritmos de extração de características.

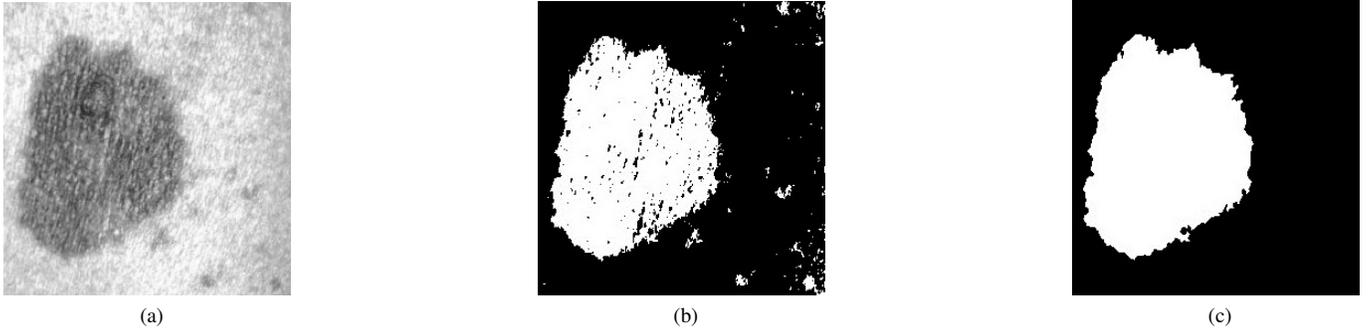


Fig. 3. Imagem do sinal convertida para escala de cinza em (a). Imagem segmentada pelo método de Otsu em (b). Imagem do sinal segmentada após o processamento que retira as falhas da segmentação em (c).

A. Extração de Características

Três métodos de extração de característica foram definidos, cujos resultados acreditamos que formam uma boa representação de sinais cancerígenos e benignos. Juntos mensuram a assimetria, a borda e a cor. As demais características, diâmetro e a elevação, são desconsideradas por não haver como obter as dimensões reais do sinal em imagens de duas dimensões, uma vez que a distância em que a foto foi capturada é desconhecida.

1) *Assimetria*: para extrair a característica de assimetria é usado um algoritmo que mensura a taxa de assimetria do sinal em porcentagem. Primeiramente é feito o alinhamento do sinal, rotacionando a imagem por um ângulo r entre o eixo de orientação do sinal o e o eixo x da imagem. A Fig. 4 ilustra o sinal, os eixos e as relações entre os ângulos. Para obter o valor de r é preciso calcular as coordenadas do ponto $p_c(l_c, c_c)$ do centroide do sinal, dado por

$$p_c(l_c, c_c) = \left(\frac{m_{10}}{m_{00}}, \frac{m_{01}}{m_{00}} \right), \quad (1)$$

onde m_{xy} são os momentos espaciais de ordem xy .

Segundo Horn *et al.* [10], para traçar o eixo de orientação passando pelo centroide deve-se obter dois pontos: $p_0(l_0, c_0)$ e $p_1(l_1, c_1)$ baseado no ângulo s . As equações a seguir mostram como são obtidos:

$$s = 0,5 * \arctan\left(\frac{2 * mu_{11}}{(mu_{20} - mu_{02})}\right), \quad (2)$$

$$p_0(l_0, c_0) = (l_c - (100 * \cos(s)), c_c - (100 * \sin(s))), \quad (3)$$

$$p_1(l_1, c_1) = (l_c + (100 * \cos(s)), c_c + (100 * \sin(s))), \quad (4)$$

onde mu_{xy} são momentos centrais de ordem xy . Por fim, r é obtido através da lei das tangentes, fórmula trigonométrica dada por

$$r = \arctan\left(\frac{a}{b}\right), \quad (5)$$

sendo a o resultado da subtração de c_1 por c_0 , e b pela subtração de l_1 por l_0 . Em seguida delimitamos o sinal com o menor retângulo possível, obtendo uma nova imagem contendo apenas o sinal, como mostra a Fig. 5.

A Fig. 6 mostra que a assimetria pode ocorrer tanto em relação ao eixo y , verticalmente, quanto em relação ao eixo x ,

horizontalmente. Desta forma, os dois eixos devem ser levados em consideração no cálculo desta característica.

Também é possível identificar a diferença da assimetria entre o melanoma, representado pelas Fig. 6a até 6d, e o sinal normal, representado pelas Fig. 6e até Fig. 6h, através da análise da região branca, que representa os pixels do sinal que coincidem ao sobrepor as partes da imagem dividida pelo respectivo eixo.

Pode-se observar no caso do sinal normal que a região em branco ocupa a maior área relativa ao sinal na imagem, ao contrário do melanoma, onde essa área é proporcionalmente menor. Finalmente, a assimetria do sinal é mensurada em porcentagem por meio da relação entre o número de pixels que não coincidem e o total de pixels do sinal.

2) *Borda*: para mensurar a irregularidade da borda calcula-se o desvio padrão σ_d da assinatura do sinal. Assinatura é o conjunto de distâncias d_i do centroide $p_c(l_c, c_c)$ para cada ponto $p_i(l_i, c_i)$ de contorno do sinal. Essa distância pode ser obtida com base no teorema de Pitágoras,

$$d_i = \sqrt{(l_c - l_i)^2 + (c_c - c_i)^2}. \quad (6)$$

Finalmente, o desvio padrão da assinatura é

$$\sigma_d = \sqrt{\frac{\sum_{i=0}^{N_d} (d_i - \mu_d)^2}{N_d}}, \quad (7)$$

onde N_d é o total de distâncias calculadas e μ_d é

$$\mu_d = \frac{1}{N_d} * \sum_{i=0}^{N_d} d_i \quad (8)$$

A Fig. 7a refere-se a um melanoma, onde pode-se observar que essas distâncias apresentam uma grande variância, enquanto que na Fig. 7b de um sinal normal, esses valores tendem a permanecer próximos da distância média.

3) *Cor*: é aplicado um método bastante utilizado da estatística para calcular a taxa da cor do sinal, a variância σ_i^2 . Este método é aplicado no histograma do sinal; para isso a imagem segmentada é utilizada como máscara. Desta forma, apenas os pixels do objeto da imagem, que correspondem ao sinal, são considerados. A imagem utilizada neste processo

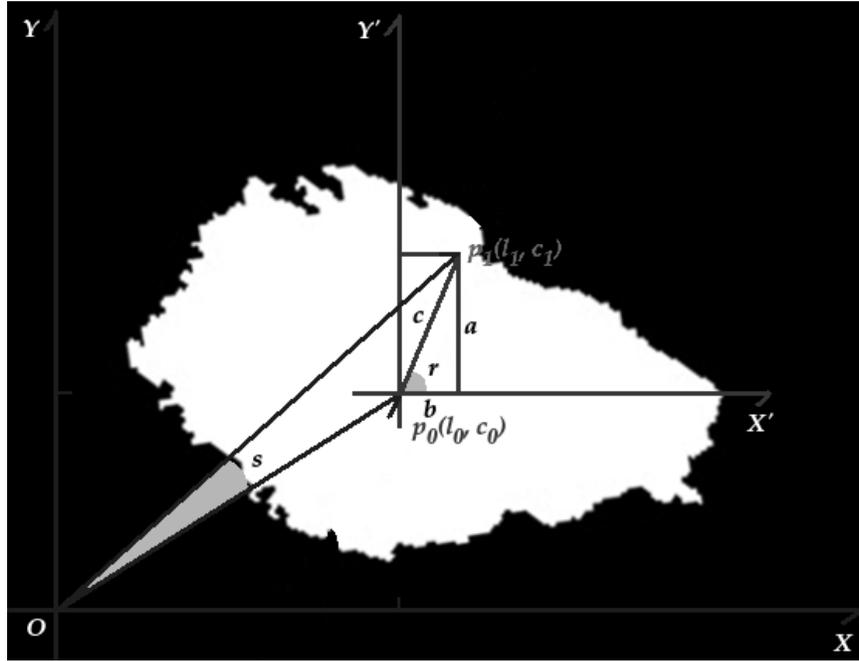


Fig. 4. Relações entre os ângulos na imagem de um sinal utilizadas nos cálculos para mensurar a assimetria.



Fig. 5. Imagem contendo apenas o sinal alinhado.

está em escala de cinza, pois além de diminuir o custo computacional, a não uniformidade das intensidades dos pixels no sinal se mantém.

Inicialmente é calculada a intensidade média μ_i do sinal,

$$\mu_i = \frac{1}{L} * \sum_{i=0}^{L-1} i * p(i), \quad (9)$$

onde i é o valor da intensidade que pode variar no intervalo de 0 a $L - 1$. Sendo L o número máximo de intensidade que um pixel pode representar, no caso de imagens em escala de cinza de 8 bits esse valor é igual a 256. Por fim, $p(i)$ é a probabilidade da intensidade i ocorrer na imagem. Então, a variância é calculada da seguinte forma:

$$\sigma_i^2 = \sum_{i=0}^{L-1} (i - \mu_i)^2. \quad (10)$$

Para que tivéssemos uma taxa da variação da cor do sinal tc no intervalo de zero a um, foi necessário efetuar a normalização do resultado aplicando a equação

$$tc = 1 - \frac{1}{1 + \left(\frac{\sigma_i^2}{L^2}\right)}, \quad (11)$$

segundo Gonzalez *et al.* [11].

A Fig. 8a é um melanoma que apresenta uma variância de 2141,9, já a Fig. 8b de um sinal normal tem uma variância de 165,1. Desta forma, observa-se que a variância do histograma em sinais normais é pequeno, pois a cor do sinal tende a ser uniforme, diferente de casos de melanoma, onde esta medida é mais elevada.

III. RESULTADOS EXPERIMENTAIS

Para avaliar as características extraídas pelo modelo proposto, foram utilizadas imagens provenientes de dois bancos de dados dermatológicos: *Atlas of Clinical Dermatology* e *DermNet NZ*. O primeiro é um atlas de dermatologia clínica que possui aproximadamente 3000 imagens de doenças dermatológicas, todas obtidas por Niels K. Veien em sua clínica privada [12]. Essas imagens são destinadas para uso em estudo da dermatologia. O segundo, lançado desde 1996 pela *New Zealand Dermatological Society Incorporated*, possui imagens e artigos relacionados a pele. É escrito e revisado por profissionais de saúde e escritores médicos, tendo acesso livre à base via internet [13]. A Fig. 9 apresenta exemplos de algumas imagens desses bancos. Extraímos características de 139 imagens de sinais na pele, onde 105 dessas são casos de melanoma e 34 são sinais normais. Todas as imagens são coloridas de 24 bits, 8 bits por canal no padrão RGB (*red*, *green* e *blue*).

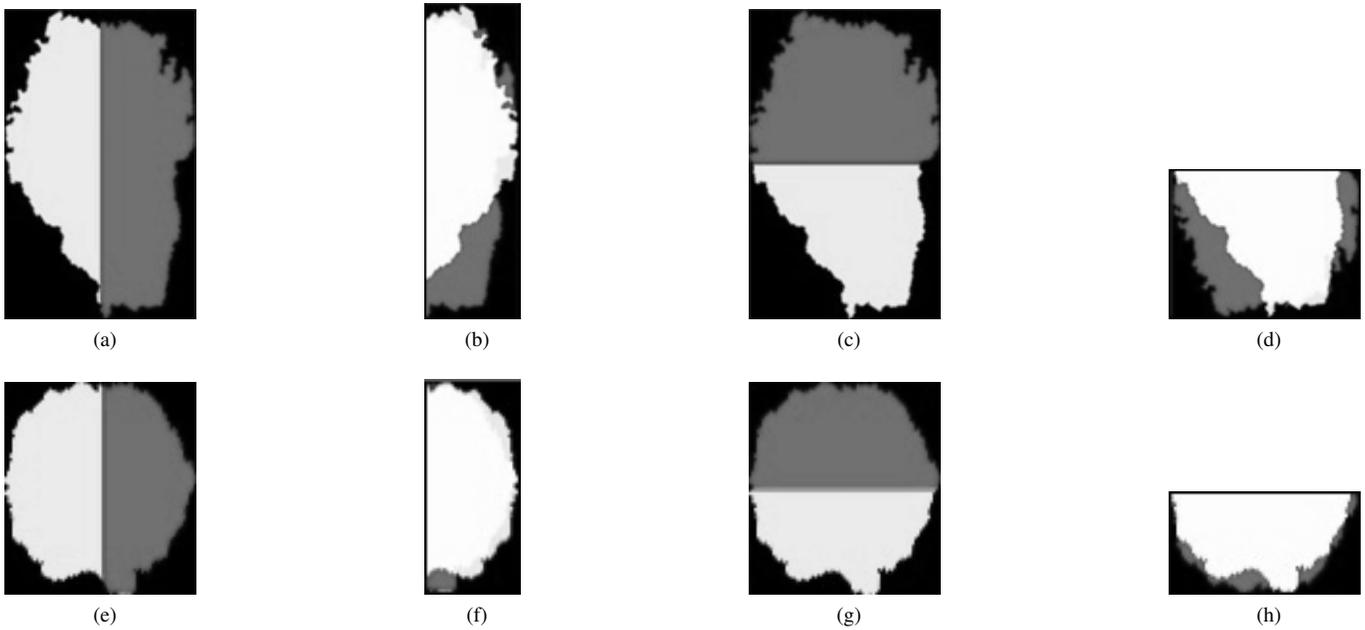


Fig. 6. Assimetria com eixo y em (a) e (e), metades sobrepostas em relação ao eixo y em (b) e (f), assimetria com eixo x em (c) e (g), metades sobrepostas em relação ao eixo x em (d) e (h). Melanoma em (a), (b), (c) e (d) e sinal normal em (e), (f), (g) e (h).

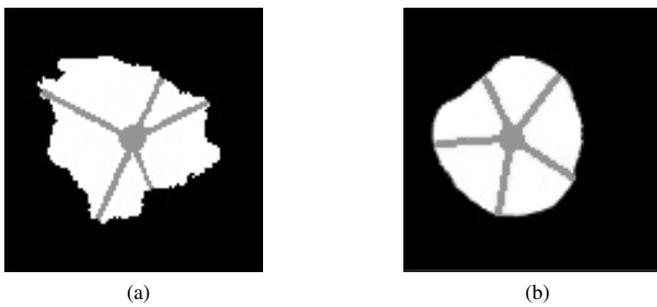


Fig. 7. Imagens segmentadas com o ponto de centroide ligado a pontos de contorno. O melanoma em (a) apresenta distâncias menos uniformes que o sinal não-cancerígeno em (b).

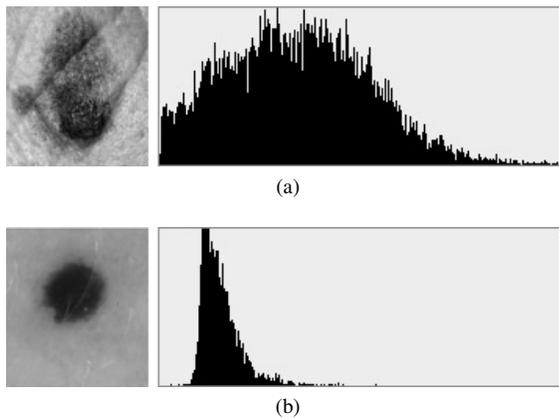


Fig. 8. Exemplo de melanoma em (a) e sinal normal em (b) com os histogramas à direita.

Uma forma de demonstrar a relação antagônica entre o melanoma e sinais normais para cada característica é a análise da *Receiver Operating Characteristic* (ROC) [14]. A curva ROC é um gráfico com taxas de verdadeiros-positivos, que significa um diagnóstico positivo e a presença da patologia, contra taxas de verdadeiros-negativos, que significa um diagnóstico negativo e a ausência da patologia. Ou seja, no primeiro, o valor da característica extraída indica a presença de um melanoma, e de fato há a patologia. Ao contrário do segundo, que o valor dessa característica indica que não há presença de melanoma, e de fato a imagem corresponde a um sinal normal.

Este gráfico permite evidenciar os limiares para os quais o sistema apresenta a melhor configuração, que corresponde ao ponto superior esquerdo, uma vez que o verdadeiro-positivo é um e o verdadeiro-negativo é zero. A qualidade do resultado de uma curva ROC é determinada pela área sob a curva (*Area Under the Curve*, AUC) [15], isso indica que quanto maior a área, mais a curva se aproxima do ponto superior esquerdo.

A Fig. 10 apresenta comparações entre as características extraídas dos sinais. A característica de desvio padrão da borda do sinal apresenta a maior AUC, com 0,93. Isso implica que o desvio padrão da borda consegue melhor identificar casos de melanoma de casos normais.

Ao definir os limiares através da linha vertical em evidência obtém-se os valores apresentados na tabela 1. Ao utilizar a característica de assimetria, 69,23% de toda a amostra de melanoma são corretamente identificadas como tal. No desvio padrão da borda obtém-se a melhor taxa, com 89,23%. Já a taxa de variância da cor apresenta o menor índice, 64,62%. Por fim, para as três características, 13,33% de toda a amostra de

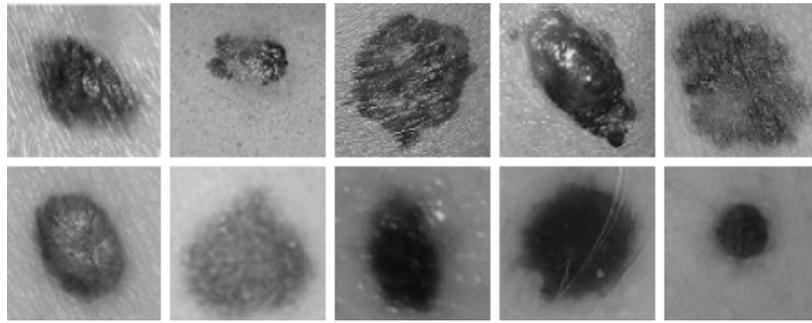


Fig. 9. Exemplos de imagens dos bancos de dados: DermNet NZ e *Atlas of Clinical Dermatology*. A primeira linha de imagens são melanomas, enquanto a segunda são sinais normais.

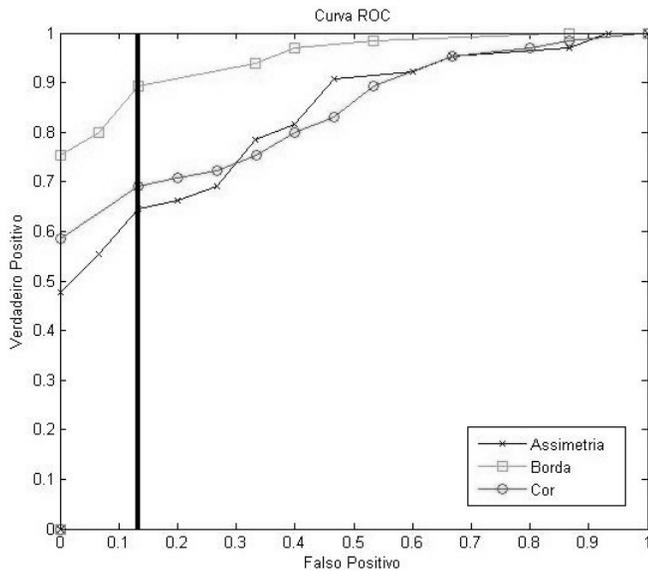


Fig. 10. Gráfico da curva ROC para as três características extraídas: assimetria, borda e cor.

Tabela I
MELHORES LIMIARES DE CORTE POR CARACTERÍSTICA

Característica	Limiar	Melanoma (%)
Assimetria	0,1878	69,23%
Borda	7,6832	89,23%
Cor	0,009204	64,62%

sinal normal são incorretamente identificadas como melanoma.

IV. CONCLUSÃO

Este trabalho apresentou três algoritmos para extração de características de sinais na pele, capazes de mensurar o grau de assimetria, a irregularidade da borda e a variância na cor em imagens coloridas. É importante salientar que são invariantes a escala, rotação e translação, propriedades importantes em tarefas de extração de características.

Foi possível observar com os experimentos que as características extraídas criaram uma boa representação das classes:

melanoma e normal, com destaque para o desvio padrão da borda que apresentou a melhor índice na identificação do melanoma. Sobretudo, a combinação das três características pode resultar em uma melhor caracterização do sinal.

Os resultados obtidos motivam o uso dessas características como entrada de modelos de classificação existentes na literatura, como redes neurais artificiais e *support vector machines* (SVM). Assim, será possível criar um sistema de suporte à decisão para a identificação do câncer de pele.

REFERÊNCIAS

- [1] (2015, Jun) Inca homepage. [Online]. Available: <http://www.inca.gov.br>
- [2] R. Marks, "Epidemiology of melanoma," *Clinical and Experimental Dermatology*, vol. 25, no. 6, pp. 459–463, 2000. [Online]. Available: <http://dx.doi.org/10.1046/j.1365-2230.2000.00693.x>
- [3] A. Raikar, S. Sangani, and K. Hanabarrati, "Diagnosis of melanomas by check-list method," in *Computing, Communications and Networking Technologies (ICCCNT), 2013 Fourth International Conference on*, July 2013, pp. 1–6.
- [4] A. Blum, I. Zalaudek, and G. Argenziano, "Digital image analysis for diagnosis of skin tumors," *Seminars in Cutaneous Medicine and Surgery*, vol. 27, pp. 11–15, 2008.
- [5] A. G. Manousaki, A. G. Manios, and e. a. Tsompanaki, Evgenia I., "A simple digital image processing system to aid in melanoma diagnosis in an everyday melanocytic skin lesion unit. a preliminary report." *International Journal of Dermatology*, vol. 45, pp. 402–410, 2006.
- [6] A. Bhuiyan, I. Azad, and K. Uddin, "Image processing for skin cancer features extraction," *International Journal of Scientific & Engineering Research*, vol. 4, no. 2, Feb 2013.
- [7] N. Otsu, "A threshold selection method from gray-level histograms," *Systems, Man and Cybernetics, IEEE Transactions on*, vol. 9, no. 1, pp. 62–66, Jan 1979.
- [8] S. Suzuki and K. be, "Topological structural analysis of digitized binary images by border following," *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, vol. 30, no. 1, pp. 32–46, 1985. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/0734189X85900167>
- [9] (2015, May) Opencv homepage. [Online]. Available: <http://opencv.org>
- [10] B. K. Horn, *Robot Vision*, 1st ed. McGraw-Hill Higher Education, 1986.
- [11] R. C. Gonzalez and R. E. Woods, *Digital Image Processing (3rd Edition)*. Upper Saddle River, NJ, USA: Prentice-Hall, Inc., 2006.
- [12] (2015, May) Atlas of clinical dermatology homepage. [Online]. Available: <http://www.dandermpdv.is.kkh.dk/atlas/index.html>
- [13] (2015, May) Dermnet nz homepage. [Online]. Available: <http://www.dermnetnz.org/sitemap.html>
- [14] T. Fawcett, "An introduction to roc analysis," *Pattern Recogn. Lett.*, vol. 27, no. 8, pp. 861–874, Jun. 2006. [Online]. Available: <http://dx.doi.org/10.1016/j.patrec.2005.10.010>
- [15] A. P. Bradley, "The use of the area under the {ROC} curve in the evaluation of machine learning algorithms," *Pattern Recognition*, vol. 30, no. 7, pp. 1145 – 1159, 1997. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0031320396001422>