

Extração de Padrões de Imagens de Ultrassonografias Obstétricas utilizando Wavelets

Filipe Alves Neto, Liang Zhao
Instituto de Ciências Matemáticas e Computação
Universidade de São Paulo
São Carlos, Brasil
Email: filipeneto@grad.icmc.usp.br, zhao@icmc.usp.br

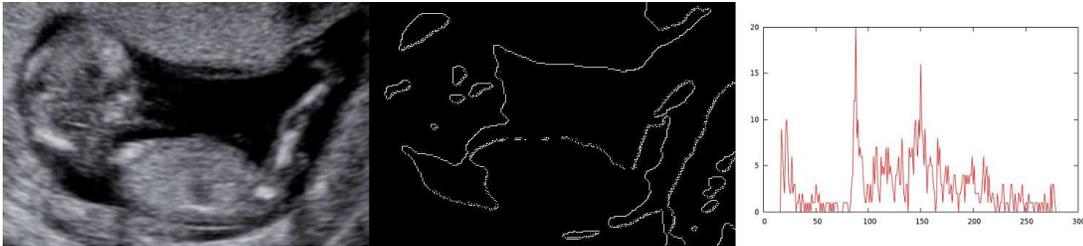


Fig. 1. Resultado deste trabalho: da imagem de ultrassonografia obstétrica (esquerda) são extraídos seus contornos (centro) e a partir destes produzir padrões que podem ser classificados (direita).

Abstract—The computer science has followed medicine to improve the methods and technologies of automatic detection of diseases. To do so, image processing and classification techniques are developed. This paper proposes the use of wavelet transforms for recognizing patterns in obstetric ultrasound images, taking into account their specific characteristics. Furthermore, the patterns extracted from these images are classified by a high level classifier.

Keywords—wavelet; ultrasound; image processing; pattern recognition

Resumo—A computação tem acompanhado a medicina para aprimorar métodos e tecnologias de detecção automática de doenças. Para isso, técnicas de processamento e classificação de imagens são desenvolvidas. Este trabalho propõe o uso de transformadas de wavelet para o reconhecimento de padrões em imagens de ultrassonografias obstétricas, levando em conta suas características específicas. Além disso, a partir dos padrões extraídos, essas imagens são classificadas por um classificador de alto nível.

Palavras-chave—wavelet; ultrassonografia; processamento de imagens; reconhecimento de padrões

I. INTRODUÇÃO

O diagnóstico breve é essencial para a cura de muitas doenças. Isso se reflete nos casos de acompanhamento da gravidez, por exemplo os casos de hidrocefalia, que, se identificada precocemente, pode ser tratada facilmente [1]. Neste aspecto, a computação tem acompanhado a medicina para aprimorar métodos e tecnologias de detecção destes problemas. Os avanços significativos nesta área fortalecem o elo entre essas duas grandes áreas do conhecimento humano [2]. Especificamente, este trabalho avalia a eficiência das técnicas de transformada de wavelet na extração de padrões de

imagens de ultrassonografias obstétricas e, com estes padrões obtidos, classificá-las.

Contribuições: As imagens médicas escolhidas para a aplicação destas técnicas não possuem padrões bem definidos, por exemplo seu contorno. Para superar essas dificuldades, foram necessárias adaptações no processo proposto por Tang [6]. Além disso, foi utilizado uma técnica de classificação de alto nível [7] na etapa de classificação dos padrões extraídos.

A. Trabalho relacionado

Podemos considerar as wavelets como alternativa a outros sistemas de funções usados como base para representação de funções pertencentes a certos espaços, como os senos e cossenos [3].

A diferença básica das wavelets é que elas são capazes de descrever outras funções no tempo (ou no espaço), diferentemente ao que ocorre com as funções trigonométricas, como nas transformadas de Fourier. Este comportamento torna-as ideais para analisar sinais não estacionários, contendo transitoriedades e estruturas tipo fractais [3].

O uso dos conceitos de wavelet em reconhecimento de padrões é amplamente abordado em [6], onde define um processo desde a extração de padrões até a classificação de caracteres.

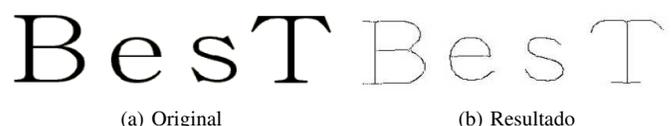


Fig. 2. Resultados obtidos por Tang [6]

B. Revisão da Técnica

Para o desenvolvimento deste trabalho, optou-se pela utilização de uma adaptação do processo proposto por Tang [6] na etapa de extração de padrões:

- Extração de contornos através da técnica de substituição dos coeficientes de aproximação;
- Redução da dimensão das imagens utilizando o *Ring-Projection Algorithm*;
- Construção de subpadrões utilizando transformada discreta de wavelet;
- e criação de vetores de características calculando o *Divider Dimension* em cada subpadrão gerado.

Na etapa de classificação dos resultados obtidos, utilizou-se um classificador tradicional, *Multilayer Perceptron*, e um classificador de alto nível [7].

II. CONCEITOS E TÉCNICAS

Nesta seção serão detalhados as técnicas e conceitos utilizadas na extração de contornos através de transformadas de wavelet e na classificação de padrões utilizando um classificador de alto nível.

Os principais conceitos e técnicas relacionadas com este trabalho são:

Transformada Discreta de Wavelet: A Transformada Contínua de Wavelet, TCW, gera uma análise de multirresolução contraindo e dilatando as funções de wavelet. Já a Transformada Discreta de Wavelet, TDW, utiliza de bancos de filtros para a construção do plano tempo-frequência. É importante observar que a TDW é diferente da discretização da TCW. A TDW utiliza bancos de filtros, enquanto a discretização da TCW utiliza uma versão discreta das translações e dilatações na função [4].

Os filtros passa-baixo e passa-alto calculam, respectivamente, os detalhes e a aproximação do sinal $x(k)$. A cada nível, a saída do filtro passa-alto representa a metade mais alta do conteúdo do filtro passa-baixo do nível anterior.

Os filtros especiais utilizados na TDW são chamados de filtros de wavelets que dependerão da função wavelet escolhida para a análise.

Algoritmo de Resolução Independente: Algumas outras propriedades do sinal transformado são essenciais para a extração de contornos. Entre elas, podemos citar [6]:

Corolário: x_0 é uma coordenada de uma borda, se e somente se a transformação de wavelet de $e(x)$, $W_s e(x_0)$, é uma constante não nula que é independente da resolução s da transformada de wavelet [6].

O Algoritmo de Resolução Independente é baseado nessas informações, onde os valores da transformada são calculados e comparados com diferentes resoluções e limitados por um limiar arbitrário. Se a transformada no ponto satisfaz as condições citadas acima, este ponto é uma borda. Este algoritmo apresenta robustez na eliminação de ruídos.

Coefficientes de Aproximação Substituídos por Zero: O método mais simples para a detecção de contornos utilizando TDW consiste em substituir os coeficientes de aproximação obtidos na transformada por zero. Deste modo, quando a imagem é reconstruída os contornos mais expressivos são destacados [5].

Ring-Projection Algorithm: O Ring-Projection Algorithm transforma um padrão bidimensional em um padrão unidimensional. Além disso, esta técnica é invariante em relação à rotação e translação do padrão [6]. Considerando um padrão bidimensional binário $p(x,y)$ e seu resultado $f(r)$ da aplicação do algoritmo, seguimos os seguintes passos:

1. Encontramos o centro de massa m do padrão, considerando $p(x,y)$ como uma função de densidade no plano.
2. Encontramos o ponto com valor 1 mais distante do ponto m e definimos M como a distância entre estes pontos.
3. Definimos $f(r) = \sum_{k=0}^M p(r \cos \frac{2k\pi}{M}, r \sin \frac{2k\pi}{M})$

Divider Dimension: Seja C uma curva sem auto intersecção e $\delta > 0$. Definimos $M_\delta(C)$ como o número máximo de pontos x_1, x_2, \dots, x_M sequenciais da curva C , tal que $x_k - x_{k-1} = \delta$, onde $x_k - x_{k-1}$ representa a distancia euclideana entre os dois pontos [6].

Deste modo, podemos definir o Divider Dimension da curva C como: $dim_D(C) = \lim_{\delta \rightarrow 0} \frac{\log M_\delta(C)}{-\log \delta}$.

Classificação de Alto Nível: Técnicas tradicionais de classificação consideram apenas características físicas dos dados, como distância ou similaridades. Silva et. al. [7] propõem uma técnica que combina classificação tradicional e uma classificação de alto nível. Esta classificação de alto nível é realizada pela extração de características de uma rede construída a partir dos dados.

Para a construção da rede é considerada a distância euclideana dos dados de entrada e a classe a que estes pertencem. Ou seja, cada dado representa um vértice na rede e existe uma aresta entre um par de vértices se a distância entre eles é menor que determinado e os vértices pertencem a mesma classe.

Depois de formada a rede, para cada classe i , o dado a ser classificado é inserido na rede considerando que pertença a esta classe e são realizadas medidas da rede, como coeficiente de clusterização, assortatividade e grau médio.

Com estas medidas, a técnica é capaz de estimar a perturbação que um dado causa em cada classe. A classe em que o dado melhor se adaptar (gerar menor perturbação) é considerada pelo algoritmo como sua classificação.

III. ADAPTAÇÃO DO PROCESSO

Objetivou-se a verificação da eficácia das técnicas de transformada de wavelet na extração de contorno aplicadas nas imagens de ultrassonografias obstétricas.

Para isso, aplicou-se o processo proposto por Tang [6]. Porém, devido às características das imagens de ultrassonografias obstétricas, os resultados obtidos na etapa de extração de contornos não foram satisfatórios.

A. Formulação

As imagens de ultrassonografias obstétricas possuem contraste muito baixo e seus contornos não são bem definidos. Com base nessas características, outras técnicas de extração de contornos baseadas em transformadas de wavelet foram estudadas para melhorar os resultados obtidos pelo Algoritmo de Escala Independente.

B. Solução

Para resolver esse problema, foi necessário melhorar a técnica de pré-processamento da imagem e aplicar uma técnica de extração de contornos mais sensível a ruídos.

Na etapa de pré-processamento, observou-se um resultado ao se modificar os coeficientes de aproximação obtidos pela transformada de wavelet da imagem: mantendo apenas os coeficientes de valores mais altos e substituindo os demais por zero, ao reconstruir a imagem, esta apresentou aumento de contraste e melhor definição das bordas.

Na etapa de extração de contorno, percebeu-se que os maus resultados da aplicação do Algoritmo de Escala Independente deu-se pela robustez à ruídos deste. Assim, como solução para a extração de contornos, basta aplicar uma técnica mais sensível a ruídos.

IV. EXPERIMENTOS

O processo de extração de padrões e classificação foi aplicado diversas imagens de ultrassonografias obstétricas a fim de validar os resultados da adaptação da técnica para este cenário.

V. RESULTADOS AND DISCUSSÃO

Nesta seção serão apresentados os resultados obtidos no desenvolvimento deste trabalho.

A. Extração de Padrões

Apesar dos bons resultados em imagens bem definidas, os resultados da extração de contornos utilizando o Algoritmo de Escala Independente não foram satisfatórios nas imagens de ultrassonografias obstétricas.

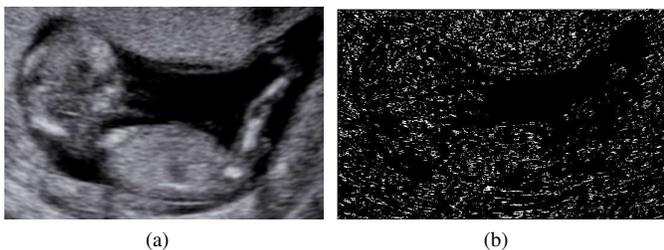


Fig. 3. Imagem original (a) e contornos extraídos de uma ultrassonografia obstétrica (b) utilizando o Algoritmo de Resolução Independente.

Porém, aumentando o contraste da imagem e utilizando a técnica de substituição dos coeficientes de aproximação por zero, a ferramenta obteve resultados satisfatórios, exemplificados pela imagem abaixo.

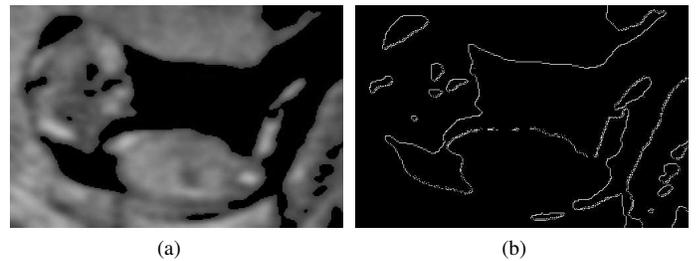


Fig. 4. Imagem preprocessada (a) e contornos extraídos de uma ultrassonografia obstétrica (b) utilizando a técnica de substituição dos coeficientes de aproximação por zero.

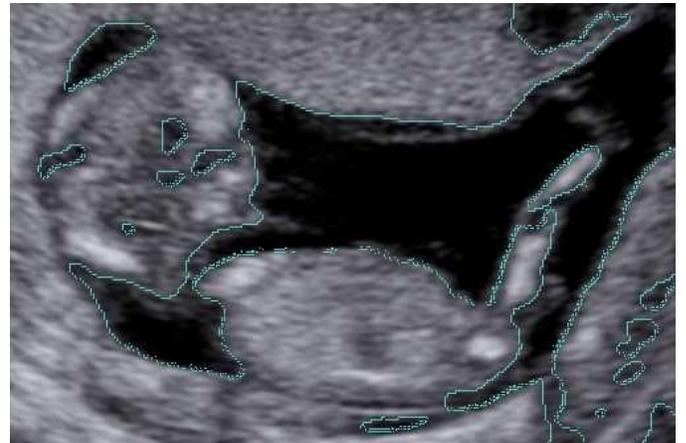


Fig. 5. Sobreposição das imagens da Fig. 4.

A partir dos contornos extraídos, Fig. 4, e utilizando o Ring-ProjectionAlgorithm, estes contornos foram transformados num padrão unidimensional.

Ao aplicarmos a transformada de wavelet em um sinal unidimensional, obteremos dois outros sinais unidimensionais, sendo eles os coeficientes de aproximação e de detalhe. Este processo pode ser repetido aplicando novamente a transformada de wavelet nos coeficientes de aproximação obtidos anteriormente.

Neste trabalho, foram gerados 7 subpadrões para cada uma

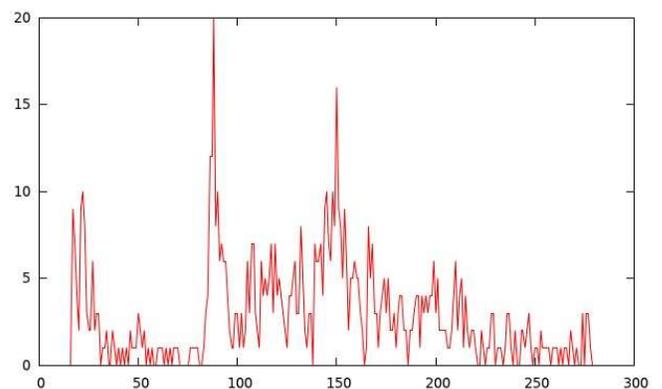


Fig. 6. Padrão gerado pelo Ring-Projection Algorithm aplicado nos contornos da Fig. 4.

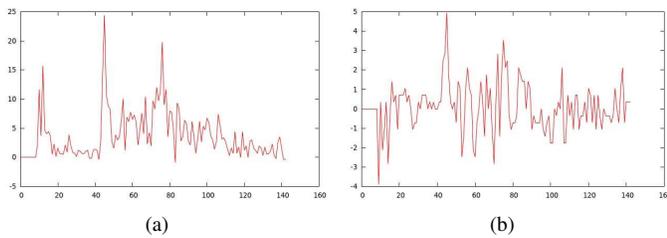
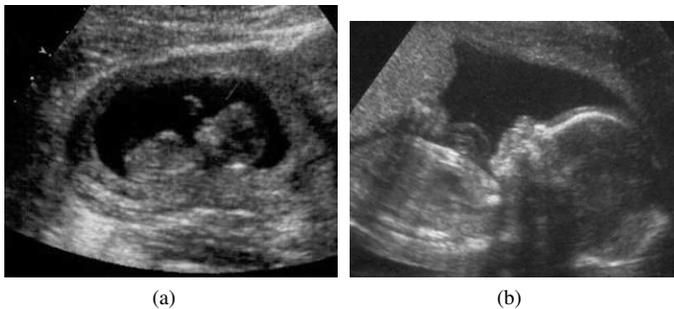


Fig. 7. Resultado da aplicação da Transformada de Wavelet no padrão da Fig. 6, gerando dois subpadrões, coeficientes de aproximação e de detalhe.

das imagens e, a partir destes, cada imagem foi associada a um vetor de características utilizando Divider Dimension.

B. Classificação

Da classificação das imagens de ultrassonografias obstétricas de acordo com o semestre de gestação utilizando Multilayer Perceptron (7 neurônios na camada de entrada, 5 na camada escondida e 1 na camada de saída) obteve-se erro absoluto de 51,2% utilizando hold out. Já utilizando um classificador de alto nível, obteve-se uma melhora para o erro absoluto, 42,54%, utilizando hold out.



C. Limitações

Este processo foi aplicado e avaliado apenas em imagens de ultrassonografias obstétricas. Outros tipos de imagens podem apresentar resultados distintos devido às características específicas avaliadas neste trabalho.

VI. CONCLUSÃO

Como observado na Fig. 3, o Algoritmo de Resolução Independente não se mostrou eficiente na extração de contornos das imagens de ultrassonografias obstétricas. Enquanto que, quando aplicado em imagens mais simples, o algoritmo funciona muito bem, como exemplificado no trabalho de Tang [6]. Porém, utilizando a técnica Coeficientes de aproximação substituídos por zero, os resultados da extração de contornos foram satisfatórios (Fig. 4).

As imagens de ultrassonografias não são bem definidas, então, quando processadas pelo Algoritmo de Resolução Independente, parte de sua informação é considerada ruído e ignorada na extração de contornos. Isto não ocorre quando utilizando a segunda técnica.

Em relação à classificação dos vetores de características

dividindo-os em duas classes, primeiro e segundo semestre de gestação, nenhuma das técnicas foi capaz de classificar os dados corretamente com acerto significativo.

Isso mostra que a classificação de imagens complexas como as ultrassonografias obstétricas exigem muito mais das técnicas de extração de padrões e classificação em relação aos casos de classificação de imagens mais simples, como o reconhecimento de letras e números.

A utilização de técnicas de extração de padrões melhores adaptadas a este caso podem apresentar melhores resultados, uma vez que extraindo os contornos das imagens de ultrassonografia obstétrica alguma informação para a sua classificação pode ser perdida.

Ou seja, a extração de contornos destas imagens não gerou boas características para sua classificação, ao contrário do que ocorre em imagens de caracteres, como demonstrado em [6].

AGRADECIMENTOS

Agradecimento ao Dr. Francisco C. de C. Pereira Lopes e à Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado de São Paulo (FAPESP).

REFERÊNCIAS

- [1] A. Meyer-Baese. Pattern Recognition in Medical Imaging. Academic Press, 2003.
- [2] F.A.S. Reis. Deformação Geométrica de Modelos: Extração de Contornos Aplicações. Salvador, Departamento de Ciência da Computação da UFBA, 2001.
- [3] P.A. Morettin. Ondas e Ondaletas: Da Análise de Fourier à Análise de Ondaletas. São Paulo, Editora da Universidade de São Paulo, 1999.
- [4] R.J.E. Merry. Wavelet Theory and Applications: A literature study. DCT 2005.53. Disponível em: <http://alexandria.tue.nl/repository/books/612762.pdf>. Acesso em junho de 2011.
- [5] J. Petrová; E. Hostálková. Edge Detection in Medical Edge Detection in Medical Images using the Wavelet Transform. 18th International Conference of Technical Computing Bratislava, 2010.
- [6] Y.Y. Tang. Wavelet Theory Approach to Pattern Recognition. 2 nd Edition. World Scientific, 2009. Series in Machine Perception and Artificial Intelligence, v.74.
- [7] T.C. Silva; T.H. Cupertino; Liang Zhao. High Level Classification for Pattern Recognition. Graphics, Patterns and Images (Sibgrapi), 2011 24th SIBGRAPI Conference on pp.344-351, 28-31 Aug. 2011.