

ALGORITMOS PARA OS POLINÔMIOS POTÊNCIAS DE SIGMÓIDE (PPS): UMA CONTRIBUIÇÃO TEÓRICA E PRÁTICA PARA O DESENVOLVIMENTO DAS REDES NEURAIS ARTIFICIAIS E PROCESSAMENTO DE IMAGENS.

Rafael Alves Bonfim de Queiroz, João Fernando Marar.-Ciência da Computação-Bacharelado em Ciência da Computação-Departamento de Computação-Faculdade de Ciências-Campus de Bauru.

Este trabalho apresenta 3 (três) algoritmos desenvolvidos e implementados para os PPS (MARAR, 1997) visando contribuir efetivamente para o treinamento de Redes Neurais PPS-Wavelet e detecção de bordas em imagens. Ao longo do texto, apresentamos os fundamentos teóricos e os respectivos algoritmos desenvolvidos. Deixamos disponível a URL (<http://saci.fc.unesp.br/rafael/>), onde o pesquisador interessado nesta teoria poderá encontrar tanto os artigos científicos publicados bem como os outros 7 (sete) algoritmos desenvolvidos e implementados para os PPS. O objetivo deste trabalho é fornecer subsídios teóricos e práticos para que pesquisadores interessados nas áreas de Redes Neurais Artificiais, Ciência Cognitiva, Processamento de Imagens entre outras, possam aplicar os conceitos apresentados em suas atividades de investigação científica. Nosso foco será nas apresentações dos algoritmos para os PPS inspirados no algoritmo *Backpropagation* (MARAR, 1997), métodos Canny e *Zero Crossing*. Antes de definir os PPS, define-se a função sigmóide e as potências de sigmóide. Sigmóide corresponde a uma classe de funções, que são dotadas das seguintes propriedades: monotonicamente crescente, diferenciável, limitada e cujo gráfico lembra a forma do carácter S. Seja $Y : R \rightarrow [0,1]$ a função

sigmóide definida por: $Y(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$ (Eq. 1). Chama-se função potência de sigmóide de expoente

n ($n \in Z_+$) da Y a função $Y^n : R \rightarrow [0,1]$ definida por: $Y^n(x) = \left(\frac{1}{1 + e^{-x}} \right)^n$. Os PPS são definidos

como combinações lineares das funções potências de sigmóide (MARAR, 1997). A derivada da

função sigmóide $Y(x)$ é dada por: $\varphi(x) = \frac{d[Y(x)]}{dx} = -Y^2(x) + Y(x)$, tal resultado é definido

como PPS-Radial. O processo de derivação sucessiva da função sigmóide definida na Eq. 1 possibilita a construção de uma família de funções wavelets polinomiais muito útil para construção de Redes Neurais Wavelet (MARAR, 1997; QUEIROZ; MARAR, 2005, QUEIROZ; MARAR, 2006b). O primeiro elemento desta família é definido por: $\varphi_2(x) = 2Y^3(x) - 3Y^2(x) + Y(x)$ (Eq.

2), onde: $\varphi_2(x)$ é o resultado da derivada segunda da função sigmóide definida na Eq. 1. Neste trabalho, apresenta-se um algoritmo *Backpropagation* baseado em PPS para treinamento de uma Rede Neural PPS-Wavelet (RNA PPS-Wavelet) com saídas sigmoidais (QUEIROZ et al, 2006a). Destaca-se que uma importante particularidade do algoritmo construído é que este não adapta os pesos entre as camadas de entrada e escondida e os neurônios artificiais não possuem o parâmetro bias (MARAR, 1997). Seguem a descrição dos passos do algoritmo construído:

Passo 0: Definição da arquitetura da RNA PPS-Wavelet com saídas sigmoidais: m é o número de neurônios na camada de entrada; p é o número de neurônios da camada escondida; n é o número de neurônios da camada de saída; $\varphi(\bullet)$ - função de ativação PPS-Wavelet; $m, p, n \in Z_+$;

Passo 1: Inicialização dos parâmetros da RNA PPS-Wavelet com valores aleatórios entre 0 e 1: $d \leftarrow (d_1, d_2, \dots, d_p)$ - vetor com as dilatações da função de ativação PPS-Wavelet; $t \leftarrow (t_1, t_2, \dots, t_p)$ - vetor com as translações da função de ativação PPS-Wavelet; $W^{(s)} \leftarrow (w_{ij}^{(s)})_{n \times p}$ - matriz com os pesos sinápticos;

Passo 2: Fornecimento de Q amostras de treinamento: amostra de entrada- $X_q \leftarrow (x_{q1}, x_{q2}, \dots, x_{qm})$ e amostra de saída- $Y_q \leftarrow (y_{q1}, y_{q2}, \dots, y_{qn})$, onde: q é uma amostra, $q \leftarrow 1 \dots Q$. Definição das taxas: α é o momentum e η é o aprendizado, sendo $\eta, \alpha \in (0,1)$;

Passo 3: Cálculo das saídas da RNA PPS-Wavelet: $o_{qi} = Y(net_{qi}^{(s)}) = Y\left(\sum_{j=1}^p w_{ij}^{(s)} \phi_{d_j t_j}(net_{qi}^{(1)})\right)$,
 $q \leftarrow 1 \dots Q$ e $i \leftarrow 1 \dots n$, $net_{qj}^{(1)} = \sum_{k=1}^m x_{qk}$;

Passo 4: Cálculo do erro E (função custo) da RNA PPS-Wavelet: $E = \frac{1}{2} \sum_{q=1}^Q \sum_{i=1}^n (y_{qi} - o_{qi})^2$. Se

erro $E < \text{precisão } \mathcal{E}$, então pare o processo de treinamento;

Passo 5: Cálculo das equações parciais da RNA PPS-Wavelet:

$$\begin{aligned} \frac{\partial E}{\partial w_{ij}^{(s)}} &= - \sum_{q=1}^Q (y_{qi} - o_{qi}) \cdot o_{qi} (1 - o_{qi}) \phi_{d_j t_j}(net_{qi}^{(1)}) \\ \frac{\partial E}{\partial d_j} &= - \sum_{q=1}^Q \left\{ \left[\phi'_{d_j t_j}(net_{qi}^{(1)}) (net_{qi}^{(1)} - t_j) \right] \sum_{i=1}^n (y_{qi} - o_{qi}) \cdot o_{qi} (1 - o_{qi}) \cdot w_{ij}^{(s)} \right\} \\ \frac{\partial E}{\partial t_j} &= d_j \sum_{q=1}^Q \left[\phi'_{d_j t_j}(net_{qi}^{(1)}) \sum_{i=1}^n (y_{qi} - o_{qi}) \cdot o_{qi} (1 - o_{qi}) \cdot w_{ij}^{(s)} \right], \end{aligned}$$

onde: $\phi'(\bullet)$ a derivada da função de ativação PPS-Wavelet $\phi(\bullet)$;

Passo 6: Atualização dos parâmetros da RNA PPS-Wavelet para iteração k :

$$\begin{aligned} w_{ij}^{(s)}(k+1) &= w_{ij}^{(s)}(k) - \eta \cdot \frac{\partial E}{\partial w_{ij}^{(s)}} + \alpha [w_{ij}^{(s)}(k) - w_{ij}^{(s)}(k-1)] \\ d_j(k+1) &= d_j(k) - \eta \cdot \frac{\partial E}{\partial d_j} + \alpha [d_j(k) - d_j(k-1)] \\ t_j(k+1) &= t_j(k) - \eta \cdot \frac{\partial E}{\partial t_j} + \alpha [t_j(k) - t_j(k-1)] \end{aligned}$$

Neste trabalho, apresenta-se o método *Zero Crossing* de Marr e Hildreth (MARR; HILDRETH, 1980) baseado em funções PPS-Wavelet de Marar (MARAR, 1997) construído durante a pesquisa para detecção de bordas em imagens. O método *Zero Crossing* (ZC) localiza bordas através da convolução da imagem com o laplaciano de uma função gaussiana bidimensional

definida por: $h(x, y) = \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right)$ (Eq. 3), onde: σ é o desvio padrão e $\exp(\bullet)$ é a função

exponencial $f(x) = e^x$. Seja $r^2 = x^2 + y^2$, o laplaciano da função $h(x, y)$ é definido por:

$\nabla^2 h = \left(\frac{r^2 - \sigma^2}{\sigma^4}\right) \exp\left(-\frac{r^2}{2\sigma^2}\right)$ (Eq. 4). O primeiro PPS-Wavelet bidimensional definido e

investigado na pesquisa é dado por: $\psi_1(x, y) = 2Y^3(x^2 + y^2) - 3Y^2(x^2 + y^2) + Y(x^2 + y^2)$ (Eq. 5). Seguem os passos do método ZC baseado em PPS-Wavelet bidimensional para detecção de bordas em imagens digitais:

Passo 1: Leitura da imagem a ser processada;

Passo 2: Criação de uma máscara S com o $\psi_1(x, y)$ definido na Eq. 5;

Passo 3: Convolução da máscara S com a imagem;

Passo 4: Localização dos pixels de bordas para os quais existe um cruzamento por zero.

Na fig.01 é apresentado um resultado obtido com o método ZC clássico (fig. 01-a) e com o método ZC baseado em PPS-Wavelet bidimensional $\psi_1(x, y)$ (fig01-b).

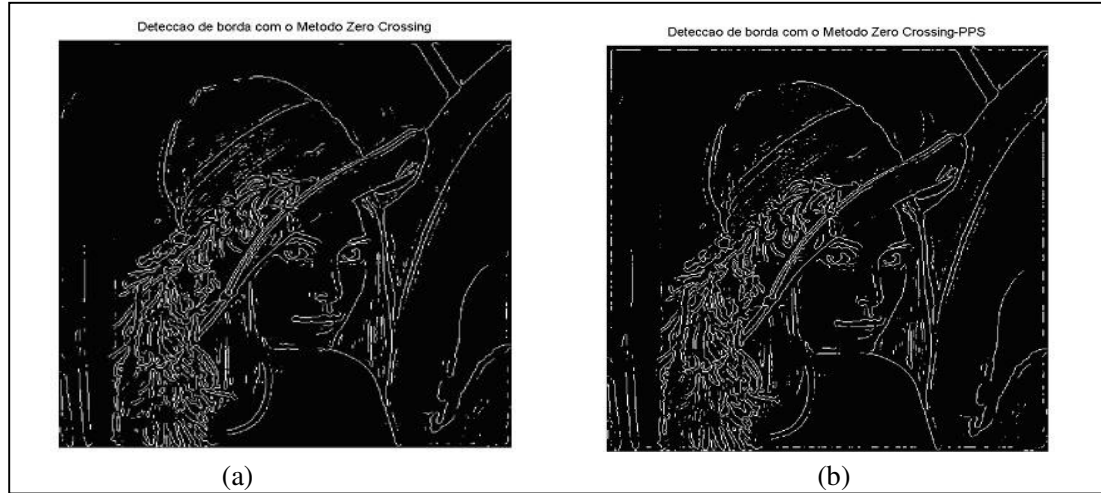


fig.01-Resultado obtido com os métodos ZC clássico e o baseado em PPS-Wavelet

O método de detecção de bordas Canny (CANNY, 1986) suaviza os ruídos da imagem com a função gaussiana bidimensional $h(x,y)$ definida na Eq. 3 e localiza as bordas utilizando as derivadas de primeira ordem da função gaussiana $h(x,y)$ em relação à x e y . Neste trabalho, apresenta-se o método Canny baseado em PPS-Radial bidimensional construído durante a pesquisa. O primeiro PPS-Radial bidimensional definido é dado por: $\psi(x, y) = -Y^2(x^2 + y^2) + Y(x^2 + y^2)$ (Eq. 6). As máscaras de diferenciação da imagem suavizada baseadas em PPS-Radial são definidas por: $R_x = -x \cdot (-Y^2(x^2 + y^2) + Y(x^2 + y^2))$ (Eq. 7) e $R_y = -y \cdot (-Y^2(x^2 + y^2) + Y(x^2 + y^2))$ (Eq. 8). Seguem os passos do método Canny baseado em PPS-Radial bidimensional:

Passo 1: Leitura da imagem I a ser processada;

Passo 2: Criação de uma máscara R com a função $\psi(x, y)$ definida na Eq. 6;

Passo 3: Suavização dos ruídos: cálculo da convolução de R com I dando origem a I_s ;

Passo 4: Criação de duas máscaras para a diferenciação da imagem suavizada nas direções x e y , denominando-as de R_x e R_y . Tais máscaras são definidas nas Eq. 7-8;

Passo 5: Convolução da imagem I_s com R_x ao longo das linhas, gerando a imagem I_x e, analogamente, ao longo das colunas para gerar I_y ;

Passo 6: A magnitude em cada pixel é definida por: $M = \sqrt{I_x^2 + I_y^2}$ e seu cálculo resulta na imagem com as bordas detectadas.

Na fig.02 é apresentado um resultado obtido com o método Canny clássico (fig.02-a) e com o método Canny baseado em PPS-Radial bidimensional $\psi(x, y)$ (fig.02-b).

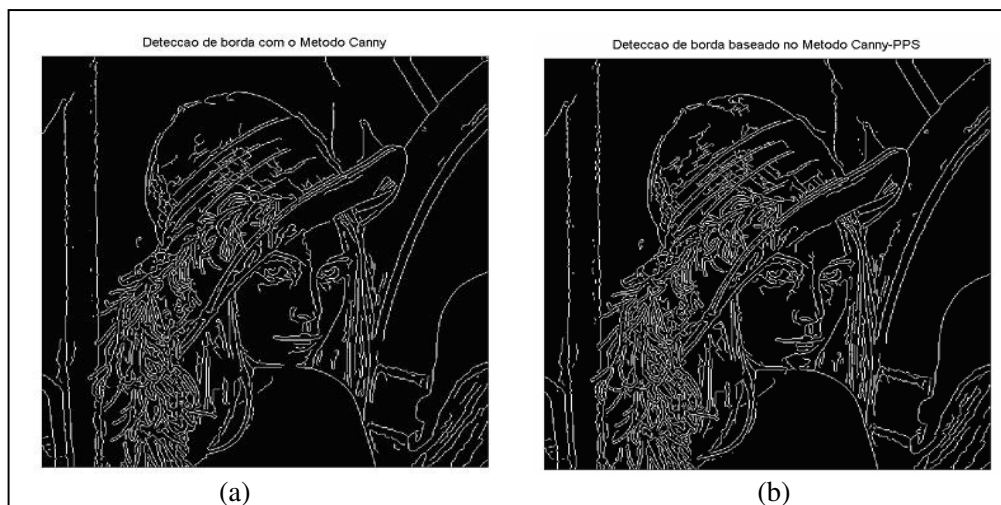


fig.02- Resultado obtido com o método Canny clássico e o baseado em PPS-Radial

No tocante, a validação e convergência do algoritmo de treinamento apresentado neste trabalho, testes das Redes Neurais PPS-Wavelet treinadas com este novo algoritmo foram realizados em aplicações associadas à detecção de faces humanas presentes em imagens digitais. Os resultados obtidos com a aplicação deste algoritmo desenvolvido apresentaram um bom desempenho tanto em complexidade computacional quanto ao critério de convergência, validando desta forma o algoritmo proposto. Tais resultados podem ser visualizados nos artigos científicos publicados e presentes na URL citada neste trabalho. Os resultados obtidos com os métodos Canny e *Zero Crossing* baseados em PPS bidimensionais quando comparado com os métodos Canny e *Zero Crossing* clássicos apresentaram um grande poder de extração de bordas (muitos detalhes) e uma simplificação no modelo matemático para detecção de bordas, pois não utiliza derivadas em seu modelo. Desta forma, validamos os métodos de detecção de bordas baseado em PPS como uma nova versão dos métodos Canny e *Zero Crossing*.

Referências Bibliográficas

- CANNY, J. F. A computational approach to edge detection. *IEEE Trans Pattern Analysis and Machine Intelligence*, p. 679-698, 1986.
- MARAR, J. F. *Polinômios Potências de Sigmóide (PPS): uma nova técnica para aproximação de funções, construção de Wavenets e suas aplicações em processamento de imagens e sinais*. Tese (Doutorado em Ciência da Computação)-UFPE, Departamento de Informática, Recife, 1997
- MARR, D.; HILDRETH, E. C. Theory of edge detection, *Proc. Roy. Soc. London*, p. 187-217, 1980.
- QUEIROZ, R. A. B.; MARAR, J. F. Aplicação do método Levenberg-Marquardt em desenvolvimento de algoritmo adaptativo para Redes Neurais PPS-Wavelet. In: *Congresso de Iniciação Científica da UNESP*, 17, 2005, Bauru-SP. Anais...Bauru:Unesp, 2005. 1 CD ROM.
- QUEIROZ, R.; MARAR, J.; VALSESIA, J. C. Algoritmo de treinamento para Redes Neurais Polinômios Potências de Sigmóide (PPS) - Wavelet com entradas multi-dimensionais. *XXIX CNMAC*, UNICAMP, Campinas-SP, 2006.
- QUEIROZ, R.; MARAR, J. Algoritmo adaptativo para Redes Neurais Polinômios Potências de Sigmóide (PPS) - Wavelet: baseado no método levenberg-marquardt. In: *Jornada de Iniciação Científica da SBPC*, 13. , 2006, Florianópolis-SC. Anais... (no prelo)

Bolsa: CNPq/PIBIC