

# 基于脉冲耦合神经网络的工件边缘定位

王培珍,董恒志,周 可

(安徽工业大学 电气信息学院,安徽 马鞍山 243002)

**摘 要:**为实现在工业测量中对工件边缘的快速准确定位,以满足在线测量系统的实时性的要求,利用脉冲耦合神经网络(PCNN, Pulse Coupled Neural Network),并结合前三阶灰度矩实现了对工件边缘的精确定位。该方法首先利用脉冲耦合神经网络对待测量工件进行初步定位,然后利用初步定位的结果设置感兴趣的区域,再利用前三阶灰度矩在原始灰度图像上的感兴趣区域内进行边缘的亚像素细分。实验结果表明该方法抗噪声能力强,边缘定位准确,同时能够提高边缘的检测速度。

**关键词:**工件;脉冲耦合神经网络;灰度矩;边缘检测;亚像素

**中图分类号:**TP391.41

**文献标识码:**A

**文章编号:**1673-629X(2010)06-0221-04

## Workpiece Edge Locating Based on PCNN

WANG Pei-zhen, DONG Heng-zhi, ZHOU Ke

(School of Electrical Engineering & Information, Anhui University of Technology, Ma'anshan 243002, China)

**Abstract:** To achieve a quick locating for the edge of workpiece in the industrial online measurement system to meet the real-time requirement, an accurate workpiece edge locating method is implemented combines pulse coupled neural network with first three sample gray moments. At first, an initial position is located with pulse coupled neural network, and according to the results of first step the region of interest is set, then the first three sample gray moments is employed for the sub-pixel edge segmentation from the original gray-scale image in the region of interest. The simulation results show that the proposed approach has abilities of strong anti-noise, quick and accurate edge locating and improves the speed of edge detection.

**Key words:** workpiece; pulse coupled neural network; gray moment; edge detection; subpixel

## 0 引言

在图像测量系统中,被测量对象边缘的定位是否准确,直接影响着整个测量系统的精度。自从1965年Roberts系统研究边缘检测以来,出现了多种边缘检测思想。比如基于导数或梯度的方法、基于统计学的方法、基于曲面拟合的方法、基于形态学的边缘检测、基于小波多尺度的边缘检测和基于神经网络的边缘检测等等。而目前常用的边缘检测算子有:Roberts算子、Soble算子、LOG算子、Canny算子等等,这些算子各有优缺点,如Roberts算子边缘定位准,但对噪声非常敏感,LOG算子基于平滑噪声的作用,Canny算子是在Canny准则下推导出来的最优的检测算子等。这些算子在通过一定的模板来计算对象边缘时,自适应能力较差,对于复杂对象的边缘检测不够准确。

由Eckhorn依据猫的大脑视觉皮层同步脉冲发生现象<sup>[1,2]</sup>提出的脉冲耦合神经网络(PCNN)是新一代的人工神经网络,由于其具有良好的脉冲传播特性,并能减小图像局部灰度差值,同时弥补图像局部微小间断,已经在图像处理领域中的图像分割、图像增强、图像细化、图像去噪<sup>[3-6]</sup>等领域获得了广泛的应用。在利用PCNN对工件边缘进行检查时由于PCNN参数选取难、迭代计算缺乏判断准则等问题,文中利用简化的PCNN模型减少参数来达到快速准确定位,最后再利用前三阶不变矩进行亚像素定位。

## 1 脉冲耦合神经网络的基本模型

脉冲耦合神经网络是基于Eckhorn提出的猫的大脑视觉细胞模型的拓展,可用下面的方程描述<sup>[7]</sup>:

$$F_{ij}[n] = \exp(-\alpha_F)F_{ij}[n-1] + V_F \sum m_{ijk} Y_{kj}[n-1] + I_{ij} \quad (1)$$

$$L_{ij}[n] = \exp(-\alpha_L)L_{ij}[n-1] + V_L \sum \omega_{ijk} Y_{kj}[n-1] \quad (2)$$

收稿日期:2009-10-17;修回日期:2010-01-22

基金项目:江苏省高校重点实验室开放基金(KXJ07128)

作者简介:王培珍(1966-),女,安徽泾县人,教授,博士,研究方向为图像处理分析。

$$U_{ij}[n] = F_{ij}[n](1 + \beta L_{ij}[n]) \quad (3)$$

$$Y_{ij}[n] = \begin{cases} 1, U_{ij}[n] > \theta[n-1] \\ 0, U_{ij}[n] \leq \theta[n-1] \end{cases} \quad (4)$$

$$E_{ij}[n] = \exp(-\alpha_E)E_{ij}[n-1] + V_E \sum Y_{kl}[n-1] \quad (5)$$

其中,  $F_{ij}[n]$  表示第  $(i, j)$  个神经元的  $n$  次反馈输入;  $I_{ij}$  为外部输入刺激信号;  $L_{ij}[n]$  为线性连接输入;  $U_{ij}[n]$  为非线性连接调制构成的内部活动项;  $Y_{ij}[n]$  为 PCNN 的输出;  $E_{ij}[n]$  为动态门限;  $\alpha_F, \alpha_E, \alpha_L$  分别为  $F_{ij}[n], E_{ij}[n], L_{ij}[n]$  的衰减时间常数, 而且满足  $\alpha_F < \alpha_E < \alpha_L$ ;  $V_F, V_L, V_E$  分别为  $F_{ij}[n], L_{ij}[n], E_{ij}[n]$  的固有电势。

二维图像中每个像素点对应一个神经元, 点  $(i, j)$  对应的灰度值作为外部输入  $I_{ij}$ , 设初始状态所有的神经元为 0。在迭代过程中当某一神经元的阈值衰减到小于或等于内部活动项  $U_{ij}$  时, 该神经元产生一个脉冲(也称点火)即此时  $Y_{ij} = 1$ , 同时该神经元的阈值也将剧增, 然后再随时间衰减常数衰减, 当再次衰减到小于或等于  $U_{ij}$  时, 该神经元将再次点火, 在神经元点火的同时会跟相邻的神经元相互作用激励其点火, 这样神经元的点火会在一个区域内传播, 而这个区域是对应于图像中具有某种相似特征的图像区域, 该特性可以用来对图像进行分割, 可以根据分割的思想在图像被分割成不同区域的同时, 将边缘标记出来。另外区域内部像素点跟区域边缘像素存在差异, 会造成内部点火时间跟边缘点火时间存在时间差, 根据这个时间差也可进行边缘定位。

## 2 改进型 PCNN 的边缘提取

PCNN 是一种多参数神经网络模型, 其应用效果的好坏在很大程度上取决于参数的设置, 因此就存在最优参数的寻找问题。到目前为止各个参数对网络模型的影响只是定性的分析, 还没有自动获得各个参数最优解的算法, 所以参数的设置就是一项繁琐又十分关键的步骤, 利用一种简化模型来对边缘进行检测, 简化的 PCNN 模型如图 1 所示。

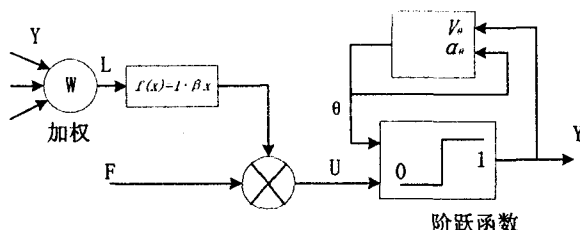


图 1 简化的 PCNN 神经元模型

根据上述简化模型公式(1)~公式(5)可简化为:

$$F_{ij}[n] = I_{ij} \quad (6)$$

$$L_{ij}[n] = \sum \omega_{ijkl} Y_{kl}[n-1] \quad (7)$$

$$U_{ij}[n] = F_{ij}[n](1 + \beta L_{ij}[n]) \quad (8)$$

$$Y_{ij}[n] = \begin{cases} 1, U_{ij}[n] > \theta_{ij}[n-1] \\ 0, U_{ij}[n] \leq \theta_{ij}[n-1] \end{cases} \quad (9)$$

$$E_{ij}[n] = \exp(-\alpha_\theta)\theta_{ij}[n-1] + V_\theta Y_{ij}[n-1] \quad (10)$$

简化模型在减少参数的同时, 在一定程度上保持了原有模型的几个重要特征:

(1) 保持了 PCNN 的连接域特性, 状态相似的神经元同样因为连接域的作用而互相激励;

(2) 内部活动项仍由输入域和连接域的输出按照非线性方式共同组成, 连接域作用的大小由连接系数  $\beta$  决定;

(3) 阈值函数的输出仍然按照指数规律动态衰减, 当神经元输出脉冲时, 输出阈值将被重置为  $V_\theta$ 。

由于 PCNN 模型是单层二维模型, 让图像中每一个像素对应一个神经元, 相邻的神经元相互连接, 初始状态所有的神经元输出均为 0, 即未点火状态。首先考虑二值图像, 当 PCNN 进行第一次迭代时, 图像中亮的区域对应的灰度值大将首先点火, 暗的区域则不会点火。把点火区域的二值图像记录下来为  $S_1$ , 然后让点火区域的神经元发出的脉冲传播一个像素的距离, 得到此时的点火图  $S_2$ , 最后  $S_1$  与  $S_2$  相互异或就得到一个像素大小的边缘位置  $S$ 。对于灰度图像, 可以把  $k$  级灰度分为  $k$  个平面, 分别按照二值图像的方法考虑, 但是考虑到低位平面影响因素较小, 高位平面影响因素较大, 所以要给每个不同的平面乘以一个权系数  $2^k$ 。设  $f_k(i, j) = 1$  表示第  $(i, j)$  像素点在第  $k$  个平面是边缘点,  $f_k(i, j) = 0$  则对应不是边缘点。 $k$  级灰度图像经过 PCNN 边缘检测后图像边缘处的灰度值为:

$$F(i, j) = \sum_{k=0}^{k-1} 2^k f_k(i, j) \quad (11)$$

$F(i, j)$  大于 0 时为边缘的灰度值,  $F(i, j)$  等于 0 时则表示为非边缘点。根据 PCNN 处理后的灰度边缘图像, 采用自动阈值分割法得到边缘的二值图像。

PCNN 边缘检测的具体算法为:

(1) 把  $k$  级灰度图像分为  $k$  个平面(文中以 8 位灰度图像为例), 每个平面分别进行步骤(2)~步骤(4)的迭代计算。

(2)  $L = 0, U = 0, Y = 0$ , 迭代次数  $n = N$  ( $N$  一般经多次实验得到)。

(3)  $L, U, Y$  由简化模型中的公式进行计算, 如果  $n = 0$ , 则根据输出  $Y$  赋值初始点火图  $S_1$ , 否则输出  $Y$  赋值点火图  $S_2$ 。

(4) 点火图 S1 与 S2 相互异或即得到边缘位置 S。

(5) 根据上面计算的  $k$  个边缘位置信息,由式(11)计算整个灰度图像的边缘。

(6) 最后利用自动阈值分割法得到二值边缘图像。

### 3 边缘的亚像素定位

为了进一步提高边缘定位精度,根据前面检测到的边缘点的位置利用前 3 阶灰度矩进行亚像素定位。由 Tabatabai 提出的灰度矩对边缘进行亚像素定位<sup>[8]</sup>。该算子采用 45 个像素序列构成一个单位圆作为输入,算子输出为二维理想边缘模型(图 2)。归一化模型由 4 个参数决定:边缘位置  $\rho$ 、边缘方向  $\theta$ 、边缘两侧的灰度值  $h_1$  和  $h_2$ ,即:

$$E(x, y, \theta, \rho) = \begin{cases} h_1 & x \cos \theta + y \sin \theta > \rho \\ h_2 & x \cos \theta + y \sin \theta \leq \rho \end{cases} \quad (12)$$

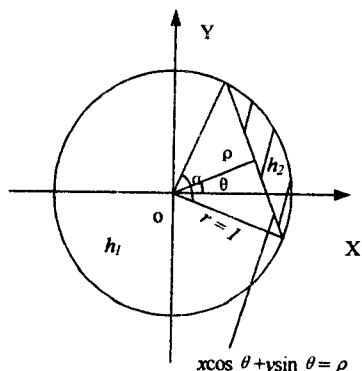


图 2 二维理想边缘模型

在理想边缘模型中,设  $I(x, y)$  为实际图像目标在归一化边缘领域  $D$  内各像素点的灰度值,令  $p_1$  和  $p_2$  分别为  $h_1$  和  $h_2$  在单位圆模型中所占的比例,则该目标区域前三阶灰度矩满足:

$$\bar{m}_k = \frac{1}{\pi} \iint_D I^k(x, y) dx dy = h_1^k p_1 + h_2^k p_2 \quad (k = 0, 1, 2, 3) \quad (13)$$

$$p_1 + p_2 = 1 \quad (14)$$

$$p_1 = \frac{S_1}{\pi} \quad (15)$$

式中,  $D = \{x, y \mid x^2 + y^2 \leq 1\}$ ;  $S_1$  为邻域  $D$  内灰度值为  $h_1$  时的像素点所占的面积。为了求解  $p_1, p_2, h_1$  和  $h_2$ ,由式(13)可得到下列方程组:

$$\begin{cases} \bar{m}_0 = p_1 + p_2 = 1 \\ \bar{m}_1 = h_1 p_1 + h_2 p_2 \\ \bar{m}_2 = h_1^2 p_1 + h_2^2 p_2 \\ \bar{m}_3 = h_1^3 p_1 + h_2^3 p_2 \end{cases} \quad (16)$$

求解上面方程可得:

$$\begin{cases} h_1 = \bar{m}_1 - \bar{\sigma} \sqrt{p_2/p_1} \\ h_2 = \bar{m}_1 + \bar{\sigma} \sqrt{p_2/p_1} \\ p_1 = \frac{1}{2} [1 + \bar{s} \sqrt{1/(4 + \bar{s}^2)}] \\ p_2 = \frac{1}{2} [1 - \bar{s} \sqrt{1/(4 + \bar{s}^2)}] \end{cases} \quad (17)$$

其中:  $\bar{\sigma} = \sqrt{\bar{m}_2 - \bar{m}_1^2}$ ,  $\bar{s} = (m_3 + 2\bar{m}_1^3 - 3\bar{m}_1\bar{m}_2)/\bar{\sigma}^3$ 。

假设  $I(x, y)$  在每个像素点上具有恒定的灰度值,那么由式(13)可以把积分写成单位圆中像素点灰度的加权和:

$$\bar{m}_k = \sum_{j=1}^{45} \omega_j I_j^k \quad (k = 0, 1, 2, 3) \quad (18)$$

式中,  $I_j$  代表单位圆中第  $j$  个像素的灰度值,  $\omega_j$  代表第  $j$  个像素点的加权值。参数:边缘位置  $\rho$ 、边缘方向  $\theta$ 、边缘两侧的灰度值  $h_1$  和  $h_2$  的详细计算方法见文献[9]。而文献[9]中需要对整幅图像计算:边缘判决条件  $|h_1 - h_2| \geq 2\sigma$ , 当判决条件成立时才认为是边缘,计算量大。计算的具体步骤为:

(1) 首先根据 PCNN 找到的像素级别的边缘位置  $(i, j)$ 。

(2) 以  $(i, j)$  为中心在原始灰度图像中建立一个由周围 45 个像素序列组成的单位圆。

(3) 统计单位圆内像素点的前三阶矩,最后根据判断准则求出边缘的亚像素位置。

根据上述判断准则边缘的判断条件存在缺陷,也没有考虑到模板效应造成的误差,进一步分析该灰度矩算法推导出改进的判决准则<sup>[10]</sup>:

1)  $|h_1 - h_2| > 2\sigma$ , 等号成立时可推导出  $s$  等于 0。

2) 在对上面的式中进行判断时应该先判断  $\sigma > \tau$  ( $\tau$  为大于 0 的常数,由实验得出)。

3)  $\rho$  越大时可能是噪声点,故  $\rho$  应当小于一个常数,即:  $\rho < \delta$  ( $\delta$  为大于 0 的常数)。

在利用模板进行计算时,模板的大小不同会使计算的亚像素边缘产生偏差<sup>[11]</sup>,故应该把模板效应考虑到计算中去,假设模板的大小为  $N \times N$ ,在实际对图像进行操作时,模板是在图像上移动,并进行卷积,这时模板覆盖的是模板中心周围  $N^2$  个像素,单位圆的半径变为  $N/2$ ,故需要把单位圆的距离  $\rho$  放大  $N/2$  倍,相应的阈值也要做一定的修改。

### 4 实验结果及分析

文中对硬盘盒灰度图像进行仿真处理得到的结果如图 3 所示。

图 3(a)是原始 8 位 256 灰度级图像,图 3(b)、图 3(c)、图 3(d)为灰度级边缘图像,图 3(e)、图 3(f)、图 3

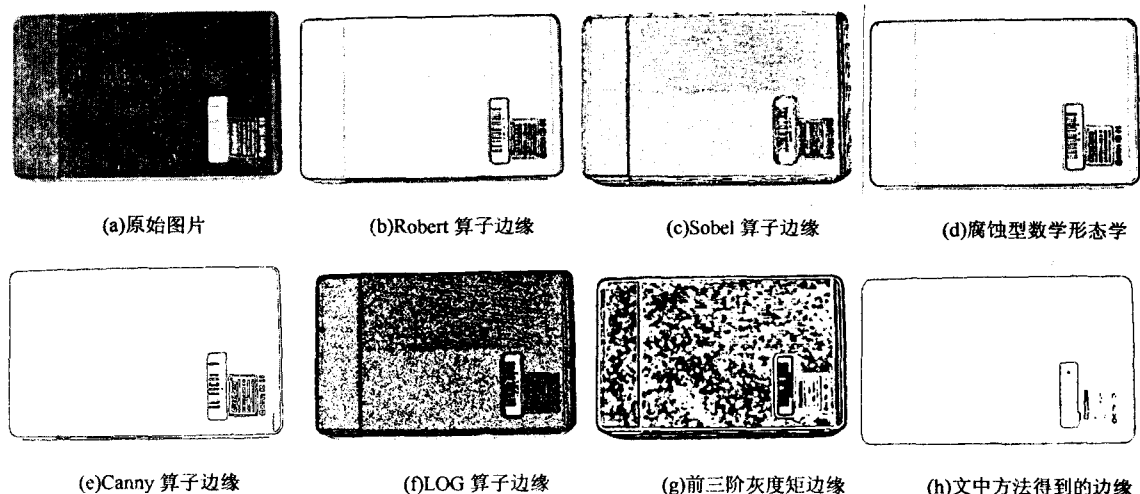


图 3 原始 8 位 256 灰度级图像

(g)、图 3(h)为二值边缘,从仿真结果可以看出基于 PCNN 和前三阶灰度矩相结合的处理方法边缘定位明显优于传统的方法,传统算子边缘定位较为粗糙,而 Canny 算子虽然边缘较光滑,但是定位不够准确。可以看出文中方法检测出来的边缘较为光滑,而且封闭性好。

## 5 结束语

文中基于简化的 PCNN 模型,对灰度图像平面按位划分,分别进行二值边缘检测,然后按照权重求得灰度图像的边缘,最后利用前三阶灰度矩方法对工件图像进行精确定位。

实验表明该方法比传统方法边缘定位准,在工件测量中能够提供精度较高的边缘位置。但文中方法处理的结果在测量内部细节方面不够丰富,对于结构比较复杂的工作的测量还不够理想。

## 参考文献:

- [1] Eckhorn R, Fien A, Bauer R, et al. High Frequency Oscillations in Primary Visual Cortex of Awake Monkey[J]. NeuroRep, 1993,4(3):243-246.
- [2] Eckhorn R, Reitboeck H J, Arndt M, et al. Feature Linking via Synchronization among Distributed Assemblies: Simulation of Results from Cat Cortex[J]. Neural Comput., 1990,2(3):293-307.
- [3] Gu X D, Guo S D. A new approach for automated image seg-

mentation based on unit linking PCNN[C]//Proceedings of 2002 International Conference on Machine Learning and Cybernetics. Beijing:IEEE, 2002:175-178.

- [4] 李国发,李惠光,吴惕华,等. PCNN 和 Otsu 理论在图像增强中的应用[J]. 光电子·激光, 2005,16(3):358-362.
- [5] Shang Lifeng, Yi Zhang. A class of binary images thinning using two PCNNs[J]. Neurocomputing, 2007(70):1096-1101.
- [6] Ji Luping, Yi Zhang. A mixed noise image filtering method using weighted-linking PCNNs[J]. Neurocomputing, 2008, 8(13):2986-3000.
- [7] Lindblad Th, Becanovic V, Lindsey C S, et al. Intelligent Detectors Modelled from The Cat' Eye[J]. Nuclear Instruments & Methods in Physics Research, Section A: Accelerators, Spectrometers, Detectors and Associated Equipment, 1997, 389:1-2.
- [8] Tabatabai A J, Mitchell O R. Edge location to subpixel values in digital imagery[J]. IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1984,6(2):188-201.
- [9] 张永宏,胡德金,张 凯,等. 基于灰度矩的 CCD 图像亚像素边缘检测算法研究[J]. 光学技术, 2004,30(6):693-695.
- [10] 罗 钧,侯 艳,付 丽. 一种改进的灰度矩亚像素边缘检测算法[J]. 重庆大学学报, 2008,31(5):549-552.
- [11] 李金泉,王建伟,陈善本,等. 一种改进的 Zernike 正交矩亚像素边缘检测算法[J]. 光学技术, 2003,29(4):500-503.

(上接第 220 页)

baseband predistorter constructed using memory polynomials [J]. IEEE Transactions on Communications, 2004, 52: 159-165.

- [8] Benedetto S, Biglieri E. Nonlinear equalization of digital satel-

lite channels[J]. IEEE J. Select. Areas Commun., 1983, 1: 57-62.

- [9] 詹亚锋,曹志刚,马正新. M-QAM 信号的调制制式识别[J]. 通信学报, 2004, 25(2): 68-74.