

一种用于轮廓线探测的 CNN 改进算法

张文娟¹, 康家银^{2,3}

(1. 淮海工学院计算机工程学院, 连云港 222005; 2. 淮海工学院电子工程学院, 连云港 222005;

3. 江南大学物联网工程学院, 无锡 214122)



摘要: 图像中目标物体的轮廓探测是目标识别和计算机视觉系统的第一步也是关键一步。提出了一种基于细胞神经网络(Cellular Neural Network, CNN)的轮廓线探测改进算法。该算法中 CNN 模板参数(模板系数)是根据局部窗口内各像素与中心像素间的灰度和空间关系计算的,即模板参数的计算不仅考虑了局部窗口内各像素与中心像素的灰度值差异,而且顾及了窗口内各像素与中心像素间的空间距离。实验结果表明,相对于其它两种轮廓探测算法,提出算法的探测效果较好。

关键词: 轮廓探测; 细胞神经网络; 模板; 模板参数

中图分类号: TP391.4

文献标识码: A

文章编号: 1004-731X (2012) 08-1629-04

Modified CNN Algorithm for Contour Detection

ZHANG Wen-juan¹, KANG Jia-yin^{2,3}

(1. School of Computer Engineering, Huaihai Institute of Technology, Lianyungang 222005, China;

2. School of Electronics Engineering, Huaihai Institute of Technology, Lianyungang 222005, China;

3. School of Internet of Things Engineering, Jiangnan University, Wuxi 214122, China)

Abstract: Contour detection of object from image is the first and crucial step in computer vision and object recognition system. A modified contour detection algorithm was proposed based on cellular neural network (CNN). In proposed algorithm, the template parameters (template coefficients) of CNN were calculated according to the gray-scale and spatial relationship between the central pixel and the other neighboring pixels in the current local window, i.e., computation of template parameters considers both gray value difference and spatial distance between the central pixel and the other neighboring pixels in current local window. Experimental results show that the proposed algorithm has better detection performance than other two contour detection algorithms.

Key words: contour detection; cellular neural network; template; template parameters

引言

在一个图像识别或计算机视觉系统中,图像中目标轮廓的探测是目标识别、图像分析等的第一步也是关键的一步^[1]。一般情况下,可将轮廓线探测算法分为两类:基于边缘的方法和基于区域的方法^[2]。前者是指先检测出图像中目标物体的边缘,然后基于检测出的边缘定位目标物体的轮廓,如 Canny 算法^[3]。后者是指先得到图像中目标物体的区域,然后基于区域检测出封闭的轮廓,如分裂与合并、区域增长算法等^[1]。

细胞神经网络(Cellular Neural Network, CNN)^[4], 1998

年由美国加州大学伯克利分校的 L.O.Chua 教授提出。与全连通 Hopfield 神经网络不同, CNN 是一种非线性、局部连通的神经网络,具有并行性、运算速度快等特点。CNN 自提出以来,得到了研究者的广泛关注,且已经在图像处理、机器人和生物视觉、高级脑功能等领域得到了广泛的应用^[5]。在 Chua 的著作^[6]中,描述了许多有趣的用于图像处理的 CNN 模板,其中包括可以探测图像中目标物体轮廓的 CNN, CD-CNN (Contour Detection CNN)。Zang 等在文献^[7]对 CD-CNN 进行了鲁棒性设计,并将 CD-CNN 用于肝硬化患者的 B 超图像的分析中。

在 CNN 中,要想使 CNN 具有特定的图像处理功能,关键一步是设计合适的 CNN 模板参数,因为不同的模板参数形式具有不同的图像处理功能。在 CD-CNN 中,模板参数是根据局部窗口内各像素与中心像素的灰度值差异由一段分段线性函数给出的,即模板参数的取值仅仅取决于邻域窗

收稿日期: 2011-08-29

修回日期: 2011-12-29

基金项目: 中国博士后科学基金 (20090451167)

作者简介: 张文娟(1978-),女,内蒙古赤峰人,硕士,讲师,研究方向为图像处理与模式识别;康家银(1974-),男,博士,讲师,研究方向为图像处理、模式识别、机器学习。

<http://www.china-simulation.com>

口内(模板内)各像素与中心像素的灰度值差异,而与它们之间的相对距离无关。实际上,模板参数的大小(模板系数的大小)除了与灰度值差异有关之外,还与局部窗口内各像素同中心像素的距离(空间关系)有关。据此,本文提出了一种用于图像中目标物体轮廓探测的改进 CD-CNN 算法, MCD-CNN (Modified CD-CNN)。

1 细胞神经网络

一个 $M \times N$ 的细胞神经网络有 $M \times N$ 个细胞,分别安排在 M 行 N 列的二维空间阵列中,称第 i 行 j 列的细胞为 $C_{i,j}$ [7], 如图 1 所示。

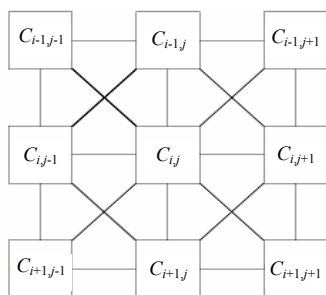


图 1 二维细胞神经网络示意图

定义 1: 在细胞神经网络中,细胞 $C_{i,j}$ 的 r 邻域 $S_r(i,j)$ 称为影响球, 定义为:

$$S_r(i,j) = \{C_{i+k,j+l} : k,l = -r, -r+1, \dots, 0, \dots, r-1, r\} \quad (1)$$

根据细胞的等效电路模型,每个细胞均有一个状态,一个恒定的外界输入和输出,因而,每个细胞都可用以下的动态方程来描述:

(1) 标准状态方程

$$\begin{aligned} \dot{x}_{i,j} &= -x_{i,j} + \sum_{k,l \in S_r(i,j)} a_{k,l} y_{i+k,j+l} + \sum_{k,l \in S_r(i,j)} b_{k,l} u_{i+k,j+l} + z_{i,j} \\ &= -x_{i,j} + \sum_{k=-r}^r \sum_{l=-r}^r a_{k,l} y_{i+k,j+l} + \sum_{k=-r}^r \sum_{l=-r}^r b_{k,l} u_{i+k,j+l} + z_{i,j} \\ i &= 1, 2, \dots, M; j = 1, 2, \dots, N \end{aligned} \quad (2)$$

其中 $x_{i,j}$, $y_{i,j}$, $u_{i,j}$, $z_{i,j}$ 为标量,分别称为状态、输出、输入和阈值; $S_r(i,j)$ 是半径为 r 的影响球; $a_{k,l}$'s 和 $b_{k,l}$'s 分别是 A-模板(反馈模板)和 B-模板(输入模板)的模板参数。

(2) 输出方程为

$$\begin{aligned} y_{i,j} &= \frac{1}{2} (|x_{i,j} + 1| - |x_{i,j} - 1|) \\ i &= 1, 2, \dots, M; j = 1, 2, \dots, N \end{aligned} \quad (3)$$

(3) 边界条件

对于那些影响球范围超出了阵列边界的细胞,方程(2)就没有定义。为此 CNN 定义了三类边界条件: (i)定值边界条件; (ii)无流边界条件; (iii)周期边界条件(有关边界条件的详细阐述读者可参见文献[5])。

2 改进的轮廓线探测 CNN

2.1 标准的轮廓探测 CNN

细胞神经网络自提出以来,其形式不断地得到推广,提出了很多用于图像处理的 CNN 模板[6],如:凸角探测模板,阈值模板,逻辑非模板,逻辑或模板,逻辑与模板,逻辑差模板,平移模板,轮廓线探测模板,腐蚀和膨胀模板等。

CNN 具有十分丰富的图像处理功能,具体的图像处理功能取决于 CNN 的模板参数,即不同的模板参数形式便具有不同的图像处理功能。例如,对于 3×3 模板的 CNN,即使模板参数只取 0,1 两种值,其组合种类可多达 $2^{512} > 10^{154}$ 种。而对于 5×5 等更大模板的 CNN 来说,其图像处理的功能更加丰富。

标准的轮廓线探测 CNN (Counter Detection CNN, CD-CNN), 具有如下的模板形式[6]:

$$A = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad B = \begin{bmatrix} b_{-1,-1} & b_{-1,0} & b_{-1,1} \\ b_{0,-1} & 0 & b_{0,1} \\ b_{1,-1} & b_{1,0} & b_{1,1} \end{bmatrix} \quad z = 4.7$$

其中参数 $b_{k,l}$ 由下面的非线性函数 $b_{k,l}(\Delta u_{i,j})$ ($\Delta u_{i,j} = u_{i,j} - u_{i+k,j+l}$) 给出:

$$b_{k,l}(\Delta u_{i,j}) = \begin{cases} 0.5 & \text{if } |\Delta(u_{i,j})| > 0.45 \\ -1 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4)$$

2.2 改进的轮廓探测 CNN

由式(4)可知,在 CD-CNN 中 B 模板(输入模板)的模板参数 $b_{k,l}$ 的取值仅仅与模板内各像素同中心像素的灰度值差异 $\Delta u_{i,j}$ ($0 \leq i \leq M-1, 0 \leq j \leq N-1$) 有关,而与模板内各像素同中心像素间的相对距离无关。实际上与模板对应的邻域窗口内各像素同中心像素间除了在灰度值方面存在一定的关系外(如灰度值差异越大,则相似性越小),在空间分布上也存在一定的关系(如距离中心像素越远,则相似性越小)。为此,对式(4)进行如下修改:

$$b_{k,l}(\Delta u_{i,j}, \Delta d_{i,j}) = \begin{cases} 0.5 \times w_{k,l}^s & \text{if } |\Delta(u_{i,j})| > 0.45 \\ -1 \times w_{k,l}^s & \text{otherwise} \end{cases} \quad (5)$$

其中 $\Delta d_{i,j}$ ($0 \leq i \leq M-1, 0 \leq j \leq N-1$) 为与模板对应的邻域窗口内各像素同中心像素间的相对距离。 $w_{k,l}^s(k,l \in \{-r, -(r-1), \dots, -1, 0, 1, \dots, r-1, r\})$ 为窗口内的邻域空间因子(r 为邻域窗口的半径,对于一个方形窗口而言,窗口半径则为从最外层像素到中心像素的像素个数,以行或列的形式计均可。例如,对于 3×3 的邻域窗口,其窗口半径 $r=1$),从空间关系上反映窗口内各像素对中心像素的影响程度,其大小随各像素距离中心像素的距离而改变,即距离中心像素越远,其值越小,反之则越大。 $w_{k,l}^s$ 定义如下:

$$w_{k,l}^s = \exp\left(\frac{-\max(|(i+k)-i|, |(j+l)-j|)}{\lambda_s}\right) \quad (6)$$

其中参数 λ_s 为 $w_{k,l}^s$ 延伸的尺度因子, 决定 $w_{k,l}^s$ 的变化特性; (i, j) ($0 \leq i \leq M-1$, $0 \leq j \leq N-1$) 为局部邻域窗口内中心像素的空间坐标 (位置), $(i+k, j+l)$ ($k, l \in \{-r, -(r-1), \dots, -1, 0, 1, \dots, r-1, r\}$, 且 $(k, l) \neq (0, 0)$) 为窗口内其它各像素的空间坐标, 单位为像素, 故式(6)可简化为:

$$w_{k,l}^s = \exp\left(\frac{-\max(|k|, |l|)}{\lambda_s}\right) \quad (7)$$

由公式(7)可知, 邻域窗口内的像素(各像素的空间坐标为 $(i+k, j+l)$) 距离中心像素(中心像素的空间坐标为 (i, j) ($0 \leq i \leq M-1$, $0 \leq j \leq N-1$)) 越近, 则 $\max(|k|, |l|)$ 就越小, 从而 $w_{k,l}^s$ 便越大。

综上所述, 由式(5)可知, 在计算改进的轮廓线探测 CNN, MCD-CNN 的模板系数时, 不但考虑了与模板对应的邻域窗口内各像素与中心像素间的灰度值差异, 而且还顾及了各像素与中心像素间的相对距离 (空间分布)。

MCD-CNN 具有如下的大范围功能:

大范围功能

给定: 一幅静态的灰度图像 P 。

输入: $U(t) = P$ 。

初始状态: $X(0) = 0$ 。

边界条件: 固定的边界条件, 即对于所有的边界虚细胞有 $u_{i,j} = y_{i,j} = 0$ 。

输出: $Y(t) \Rightarrow Y(\infty)$ 为二值图像: P 中具有灰度梯度变化强烈的边缘变成相应的黑色像素, 否则变白。

3 实验结果与分析

为了验证本文提出算法, 改进 CD-CNN 轮廓线探测的性能, 本文给出一组实验用来比较本算法与其它两种算法 (Canny 和 CD-CNN) 的性能。值得指出的是, 与通常的数字图像处理中图像的灰度值区间不同 (如对于一幅 8 位的灰度图像, 其归一化后的灰度值区间为 $[0, 1]$, 即 0 代表黑色, 1 表示白色), 在 CNN 中, 所能处理的图像的灰度值区间为 $[-1, +1]$, 即 -1 表示黑色, +1 表示白色。因此, 在利用 CNN 进行数字图像处理之前, 首先要将图像的像素灰度值做如下转换:

$$I_n = -2(I / L_{\max} - 0.5) \quad (8)$$

其中 I 为原始的灰度图像, I_n 为 CNN 中归一化后的图像, L_{\max} 为原始灰度图像的最大灰阶数 (例如对于一幅 8 位灰度图像而言, $L_{\max} = 2^8 - 1 = 256 - 1 = 255$)。

图 2(a) 为一幅大小为 256×256 的 House 图像, 肉眼可见该图像中的目标轮廓线比较明显, 如屋檐, 窗框等。分别利用 Canny、CD-CNN 和本文提出的方法, MCD-CNN 进行 House 图像的轮廓探测, 检测结果分别如图 2(b), 2(c) 和 2(d) 所示。

由图 2(b) 可知, Canny 算法在检测 House 图像中的目标物体轮廓时效果不是很理想, 即存在较严重的丢失边缘信息的情况。由图 2(c) 和 2(d) 可知, 相对于 Canny 算子, CD-CNN

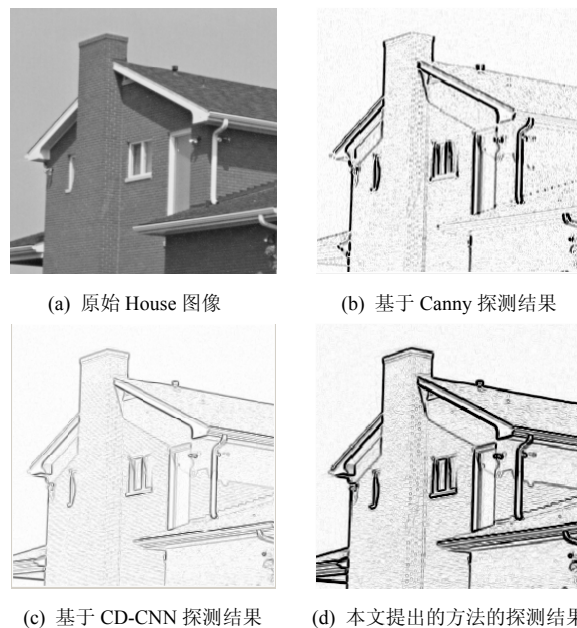


图 2 House 图像轮廓探测结果

和 MCD-CNN 检测 House 图像中的目标物体轮廓时效果明显得到了改善。此外, 对比图 2(c) 和 2(d) 可知, 相对于 CD-CNN, MCD-CNN 不但检测到了更多的轮廓细节, 如屋檐, 而且检测到的边缘轮廓更清晰, 视觉效果更好。综上所述可知, 在检测 House 图像中目标物体边缘轮廓时, 相对于算法 Canny 和 CD-CNN, MCD-CNN 的检测效果更好。

图 3(a) 为一幅大小为 512×512 的 Lena 图像, 目视判读该图像可知, 该图像中比较明显的轮廓有帽檐, 鼻子, 眼睛等。分别利用 Canny、CD-CNN 和 MCD-CNN 进行 Lena 图像的边缘轮廓探测, 检测的结果分别如图 3(b), 3(c) 和 3(d) 所示。



图 3 Lena 图像轮廓探测结果

由图 3(b)可知, 经由 Canny 算法得到的 Lena 图像的边缘轮廓效果不是很好。相对于 Canny 算法, 由图 3(c)和图 3(d)可知, 无论利用 CD-CNN, 还是利用 MCD-CNN 探测 Lena 图像的边缘轮廓, 探测的结果明显好于 Canny 算子的轮廓探测结果。此外, 对比分析图 3(c)和图 3(d)可知, 相对于 CD-CNN, MCD-CNN 取得了更好的边缘轮廓探测效果, 即得到了更多的轮廓信息, 如眼睛、帽檐及帽子顶部等, 且视觉效果更好。

图 4(a)为一幅大小为 540×701 的 QuickBird 全色遥感影像, 影像中主要有规则的建筑物、构筑物 and 街道等。肉眼观察该影像可知其中的目标物体边缘轮廓比较丰富和明显。分别利用 Canny、CD-CNN 和 MCD-CNN 对此影像进行边缘轮廓探测, 检测的结果分别如图 4(b), 4(c)和 4(d)所示。

由图 4(b)可知, 基于 Canny 算法的 QuickBird 遥感影像的轮廓探测效果不是很好, 主要是原始影像中好多地物的边缘轮廓信息被丢失了。相对于 Canny 算法, 由图 4(c)和 4(d)可知, 基于 CD-CNN 和 MCD-CNN 的轮廓探测效果明显好于 Canny 算法的轮廓探测结果。此外, 对比分析图 4(c)和 4(d)可知, 相对于 CD-CNN, MCD-CNN 的边缘轮廓检测效果更好, 即探测出更加完整的建筑物、构筑物等目标的轮廓信息, 特别是探测出了 QuickBird 影像中右下部的目标物体的边缘轮廓细节信息。

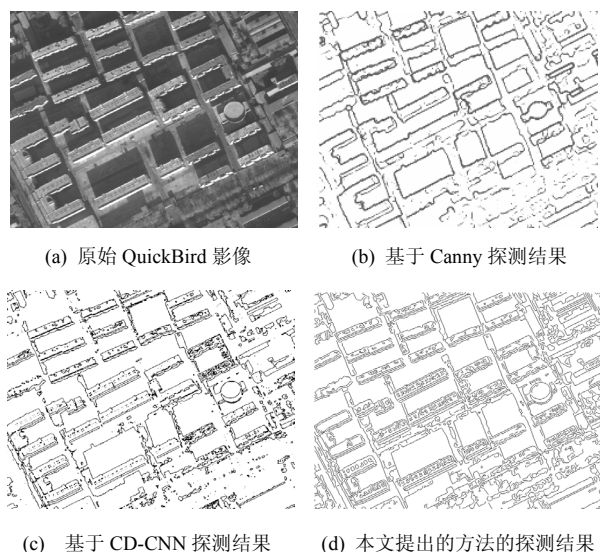


图 4 QuickBird 影像轮廓探测结果

为了对探测结果进行定量的客观评价, 本文利用通常采用的性能指标, FOM(Figure of Merit) 对各轮廓探测算法的性能进行定量比较, 其中 FOM 的定义如下^[8]:

$$FOM = \frac{1}{\max(N_i, N_t)} \sum_{i=1}^{N_t} \frac{1}{1 + \alpha d_i^2} \quad (9)$$

其中, N_i 和 N_t 分别为理想和探测到的轮廓像素的数量, α 为补偿系数 (通常取值为 $1/9$), d_i 为探测到的边缘轮廓点

与其最近的理想轮廓点的距离。FOM 的值处于 0 到 1 之间, 其值越大, 说明探测效果越好。本文中, 对于 House 图像、Lena 图像和 QuickBird 遥感影像, 计算得到的 FOM 值分别列在表 1 的第二列、第三列和第四列。

表 1 三种轮廓探测算法的 FOM 值比较

探测方法	FOM(House)	FOM(Lena)	FOM(QuickBird)
Canny	0.4963	0.5197	0.5254
CD-CNN	0.6371	0.6328	0.6396
本文方法	0.7659	0.7765	0.8068

由表 1 可知, 无论对于 House 图像, 还是对于 Lena 图像和 QuickBird 遥感影像, 利用本文方法得到的 FOM 值均大于其它两种方法得到的 FOM 值, 说明利用本文方法的轮廓探测效果好于其它两种方法。

4 结论

针对图像中目标物体轮廓线的探测, 本文在算法 CD-CNN 的基础上提出了一种改进算法, MCD-CNN。该算法中, CNN 模板参数的取值不仅考虑了邻域窗口中各像素与中心像素的灰度值差异, 而且还顾及了窗口中各像素与中心像素的空间距离。实验结果表明, 相对于其它两种轮廓探测方法, 本文提出的方法的探测效果较好。不过, 本文提出的算法中, 涉及到一个参数, 即局部邻域空间因子中的尺度因子 λ_s 。该尺度因子如何选取, 其取值不同对结果有何影响等还需进一步的研究。

参考文献:

- [1] Gonzalez R C, Woods R E. Digital Image Processing [M]. Englewood Cliffs, NJ, USA: Prentice-Hall, 2002.
- [2] Yuen P C, Feng G C, Zhou J P. A Contour Detection Method: Initialization and Contour Model [J]. Pattern Recognition Letters (S0167-8655), 1999, 20(2): 141-148.
- [3] Canny J. A Computational Approach to Edge Detection [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence (S0162-8828), 1986, 8(6): 679-698.
- [4] Chua L O, Yang L. Cellular Neural Networks: Theory and Applications [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems (S0098-4094), 1988, 35(10): 1257-1290.
- [5] Chua L O. CNN: A Vision of Complex [J]. International Journal of Bifurcation and Chaos (S1793-6551), 1997, 7(10): 2219-2425.
- [6] Chua L O, Roska T. Cellular Neural Networks and Visual Computing [M]. London, UK: Cambridge Press, 2002.
- [7] Zang H Y, Li G D, Min L Q, et al. Design for Robustness Counter Detection CNN with Applications [C]// International Conference on Communications, Circuits and Systems, Hong Kong, China. USA: Institute of Electrical and Electronics Engineers Computer Society, 2005, 2: 953-958.
- [8] Yuan-Hui Yu, Chin-Chen Chang. A New Edge Detection Approach Based on Image Context Analysis [J]. Image and Vision Computing (S0262-8856), 2006, 24(10): 1090-1102.
- [9] 李国东, 王江河, 臧鸿雁, 等. 基于 CD 细胞神经网络的肝脏 B 超图像数据挖掘[J]. 中国临床康复, 2006, 10(25): 121-123.