

一种改进的图像边缘检测方法——Weighted CHNN

刘双强

(湖南工业大学 科技学院, 湖南 株洲 412008)

摘 要: 文中提出了一种改进的 CHNN 方法, 称为 Weighted CHNN(加权的 CHNN, 简称 WCHNN)方法. 该方法在 CHNN 神经网络元的 n 个连接上施加权值, 可以通过各种局部搜索、优化算法, 使用指定的样本输入、样本输出等方法来训练该 WCHNN 网络从而确定各权值, 使得 WCHNN 在保留了 CHNN 的优点的同时, 还可以根据不同的样本输入输出图像来调节边缘检测的灵敏度, 从而提高检测结果质量并避免检测结果中出现边缘过宽的情况. 实验结果表明, 训练后的 WCHNN 网络, 比起 CHNN 有着更低的边缘检测错误率, 并可检出原来 CHNN 方法漏检的边缘.

关键词: 图像边缘检测; CHNN; 人工神经网络; 加权参数; 参数训练

中图分类号: TP751

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2011)09-0100-04

A Improved Image Edge Detection Method—Weighted CHNN

LIU Shuang-qiang

(School of Science and Technology, Hunan University of Technology, Zhuzhou 412008, China)

Abstract: An improved CHNN method which is called Weighted CHNN (WCHNN) is constructed. This method puts n weights on the n connections of each sub-network of CHNN. They can be determined by training the WCHNN network using local search and optimization methods with the designated sample input and output images. Thus WCHNN gains the abilities of tuning the sensitivity of edge detection according to different sample images and correcting the too-wide edges detected by CHNN, while retaining the advantages of CHNN. Experimental results show that the trained WCHNN network can get lower error rate while processing the images which noise rate is similar to sample input images than CHNN, and it can also detect those methods missed by CHNN.

Key words: edge detection; CHNN; artificial neural network; weighted parameters; parameter training

1 引言

图像的边缘是指图像中两个不同区域之间边界的位置, 通常处于灰度、色彩、或是纹理变化剧烈的地方^[1]. 在许多图像处理系统中, 图像的边缘检测往往处于第一步, 后续的各种操作, 都要依赖于图像边缘检测步骤的性能与质量^[2]. 至今研究人员提出的各种图像检测算法大致可分为以下几种: 基于一阶与二阶微分的边缘检测方法、基于小波变换的方法、基于形态学的方法、基于模糊理论的方法、基于分形几何的方法、标记松弛匹配法、神经网络法、自组织聚类法、遗传算法、动态规划法、矩不变边缘、最小代

价函数法等^[3]. 其中, 文献[4]提出了一种基于 Hopfield 神经网络的边缘检测方法, 该方法使用非监督式的 Hopfield 神经网络来实现边缘检测, 但其本质仍是只考虑单一像素点特性的边缘检测方法, 会造成许多不连续的碎块^[1]. Chuan-Yu Chang 提出了一种新的基于 Hopfield 神经网络的边缘检测方法 (Contextual—Hopfield Neural Network, CHNN), 该方法可以有效地抑制图像噪声对边缘检测结果的影响, 所得结果类似于人眼观物的辨识结^[1]. 但 CHNN 方法亦有其不足之处, 实验证明, CHNN 中参数取值的不同对检测结果没有影响, 即 CHNN 方法缺乏足够的参数来调节边缘检测的灵

敏度与对噪声的敏感度;CHNN 图像边缘检测的结果中,边缘部分普遍宽约 5 到 10 像素点,检测精度较低。

为提高算法普适性与检测精度,文中提出了一种对 CHNN 进行改进的边缘检测方法(Weighted CHNN, WCHNN)。该方法对每个表示图像像素点的神经元与其他表示像素点的神经元的连接上施加权值,可以通过各种局部搜索、优化算法以及使用指定的样本输入、样本输出等方法来训练该 WCHNN 网络从而确定各权值,然后将训练后的 WCHNN 网络用于对目标图像的边缘检测。与 CHNN 对比试验结果表明,WCHNN 得到的检测结果具有更高的检测精度,并可检出原来 CHNN 方法漏检的边缘。

2 CHNN 方法以及常用检测结果评价指标

2.1 CHNN 方法简要描述

CHNN 使用一个 Hopfield 神经网络,接受一幅 $N \times N$ 的灰度图像作为输入,每一像素点在二维坐标上对应于一个神经元,每个神经元接受它所对应的像素点的灰度值以及在 (p, q) 范围内的邻域内的神经元的输出作为输入,神经网络运行至稳定状态的输出经过阈值二值化之后即为边缘检测的结果。该方法的详细描述如下。定义 $V_{x,i}$ 为位于坐标 (x, i) 的神经元的状态。 p, q 表示神经元邻域的范围,定义如式(1)所示:

$$\varphi_{x,i}^{p,q}(y, j) = \sum_{j=-q}^q \delta_{j,j+1} \sum_{m=-p}^p \delta_{y,j+m} \quad (1)$$

p, q 在文献[1]中取值为 1。其中 $\delta_{i,j} = 1$, 如果 $i = j$; 否则 $\delta_{i,j} = 0$ 。可知函数 $\Phi(y, j)$ 对于位于 (x, i) 以 p, q 定义的邻域之内的神经元 (y, j) 返回 1, 否则返回 0。定义:

$$d_{x,i,y,j} = \frac{g_{x,i} - g_{y,j}}{\max(G)} \quad (2)$$

其中, $g_{x,i}$ 代表像素 (x, i) 的灰度值; $\max(G)$ 表示最大的灰度值。那么, 神经元 (x, i) 的输入则可以用以下公式计算:

$$\begin{aligned} \text{net}_{x,i} &= \sum_{y=1}^N \sum_{j=1}^N W_{x,i,y,j} V_{y,j} + I_{x,i} \\ &= -\frac{1}{2} \sum_{y=1}^N \sum_{j=1}^N d_{x,i,y,j} \varphi_{x,i}^{p,q}(y, j) V_{y,j} \end{aligned} \quad (3)$$

神经元的激励函数定义如下:

$$V_{x,i}^{n+1} = \frac{1}{1 + \exp(\eta^* \text{net}_{x,i} / V_{x,i}^n)} \quad (4)$$

其中, η 是给定的 sigmoid 函数的陡度(文献[1]中取 0.7)。此函数用以将第 n 次更新时的神经元状态值

更新到第 $n+1$ 次时的值。

神经网络的能量函数定义为:

$$\text{net}_{x,i} = \frac{1}{2} \sum_{x=1}^N \sum_{i=1}^N \sum_{y=1}^N \sum_{j=1}^N d_{x,i,y,j} \varphi_{x,i}^{p,q}(y, j) V_{y,j} V_{y,j} V_{x,i} \quad (5)$$

可以通过能量函数的值来判断 CHNN 网络是否已经稳定。

使用 CHNN 进行图像边缘检测的整个过程如下:

- (1) 所有神经元的状态初始化;
- (2) 式(3) 计算每个神经元 (x, i) 的总输入;
- (3) 式(4) 计算每个神经元的新状态;
- (4) 重复步骤(2)(3), 直至 CHNN 已经达到稳定状态, 即所有神经元的状态值都不再改变。可以用状态值的变化是否都小于一个非常小的值来判定神经网络是否已经稳定;

(5) 取稳定后所有神经元最终状态值的平均值为阈值, 状态值高于阈值者为边缘点, 低于阈值者为非边缘点。

2.2 对边缘检测算法实际结果的评价

对于一幅样本输入图像以及其对应的样本输出图像, 可以将边缘检测算法对于该样本输入图像的实际检测结果与样本输出图像相比较, 评价出算法实际结果的好坏。常见的评价指标有以下三种:

(1) 理想边缘检出率

理想边缘检出率(Ideal edge detected rate)^[5], 为实际输出图像中边缘点与样本输出图像边缘点相符合的个数, 除以样本输出图像中边缘点的个数, 所得的比率。

(2) 噪声—信号比率

噪声—信号比率(Noise—to—Signal Ratio)^[5], 为实际输出图像的边缘点中与样本图像不符合的点的个数, 除以实际输出图像的边缘点中与样本图像相符合的点的个数, 所得的比率。

(3) Weighted and normalized deviation(WND)

WND 如下式计算:

$$\text{WND} = \frac{1}{I_N} \sum_I \frac{I_A}{1 + \delta e^2} \quad (6)$$

其中, I_A 为实际检测出的边缘点数目; I_I 为样本输出图像中的边缘点数目; I_N 取值为 $\max(I_A, I_I)$; δ 为缩放常量; e 为从一个实际检测得出的边缘点, 到对应的样本输出图像中边缘点的距离。此评价方法可以全面地对实际边缘检测结果进行评价。所得的值越大, 说明边缘检测结果与样本输出越一致。

3 Weighted CHNN 方法

3.1 对 CHNN 方法参数取值的分析

文献[1]介绍的 CHNN 方法中, η 是最重要的参数, 分别对其取不同的值来考察 CHNN 方法检测结果是否有变化。

使用图 1 的输入图像以及样本输出图像作为测试用例[2]。



图 1 样本输入图像 CNN3-in 以及 CNN3-out

实验表明, 对于不同的 η 值, CHNN 方法所得的结果并无太大的变化。将这些输出图像与 CNN3-out 样本输出相对比, 计算出它们的各项评价指标, 如表 1 所示。

表 1 η 取不同值时得到的边缘检测结果的评价指标

η 值	理想边缘检出率	噪声—信号比率	WND
0.01	0.815 318	1.097 27	0.723 390
0.1	0.813 145	1.098 20	0.723 305
0.2	0.810 972	1.099 13	0.723 165
0.3	0.808 256	1.100 13	0.723 202
0.5	0.802 825	1.102 84	0.722 814
0.7	0.801 195	1.075 93	0.728 959

由表 1 可知, 对于参数 η 的不同取值, 所得的结果差别并不明显, 即单纯调节参数 η 不能有效地调节 CHNN 边缘检测法的灵敏度。

3.2 Weighted CHNN 网络的定义

基于对 CHNN 方法参数的实验与分析, 文中提出对其改进后的 Weighted CHNN 方法。将 CHNN 算法的 p, q 参数固定为 1, 然后为每个连接添加一个权值, 单个神经元 (x, i) 与它的邻域内的神经元的连接如图 2 所示。

将计算神经元 (x, i) 输出值函数修改为:

$$\text{net}_{x,i} = \frac{1}{2} \sum_{(y,j) \in N(x,i)} A_{y-x, j-i} d_{x,i,y,j} V_{y,j} \quad (7)$$

其中, $N(x, i) = \{(x-1, i-1), (x, i-1), (x+1, i-1), (x-1, i), (x+1, i), (x-1, i+1), (x, i+1), (x+1, i+1)\}$ 。

$A_{y-x, j-i}$ 是神经元 (x, i) 到神经元 (y, j) 的连接

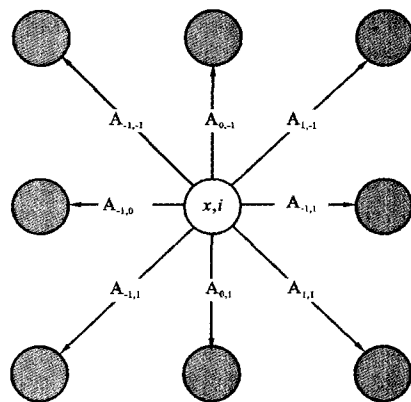


图 2 神经元的连接示意图

之上的权值。表示如下:

$$\begin{bmatrix} A_{-1,-1} & A_{0,-1} & A_{1,-1} \\ A_{-1,0} & - & A_{1,0} \\ A_{-1,1} & A_{0,1} & A_{1,1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_1 & a_2 & a_3 \\ a_4 & - & a_5 \\ a_6 & a_7 & a_8 \end{bmatrix} \quad (8)$$

其中, a_1 到 a_8 是 Weighted CHNN 算法的参数; 它们的取值范围取 $[-1, 1]$ 。由于此算法对 CHNN 所作的主要改变便是于每一神经元到其邻域神经元的每一连接之上施加了权值, 因此将其命名为 Weighted CHNN (WCHNN)。

3.3 Weighted CHNN 网络的训练

由 WCHNN 的定义可以看出, 如果令神经元连接权值为 1, 则 WCHNN 网络事实上就相当于一个 CHNN 网络。要令 WCHNN 适用于不同性质的图像的边缘检测工作[7-8], 自然需要使用相应的样本输出图像、样本输出图像对该 WCHNN 网络进行训练; 这一过程即是确定参数组合 $[\eta, a_1, a_2, a_3, a_4, a_5, a_6, a_7, a_8]$, 使 WCHNN 对给定的输出图像的处理结果接近于理想的样本输出图像。

为了较好地训练 WCHNN 网络参数, 文中针对 WCHNN 的特点设计了的遗传算法来对 WCHNN 进行训练。

算法步骤:

(1) 随机初始化整个种群, 指定样本输入与样本输出图像。

(2) 使用每个个体代表的参数组合去运行 WCHNN 算法, 对所得的边缘检测结果计算错误率 ER, 采用 $1/ER$ 作为适应值。

(3) 采用锦标赛算子来选择种群规模的 1/3 的父代; 并且上一代中的最优个体一定会被选入下一代中。此 1/3 将直接复制到子代中。

(4) 从该 1/3 父代中杂交产生另外种群规模的 1/3 的子代。每一次从 3 步的 1/3 父代中随机挑选两个个体进行交叉, 这两个个体记为 P_1 以及 P_2 , 最后

1/3 的子代随机产生。

(5) 对子代进行变异操作. 变异的方法为对每个个体随机的 n_m 个参数赋予处于各参数的上界与下界之内的随机值. n_m 的计算方法如下：

$$n_m = \text{rand}(0, \min(\arg c - 1, C \cdot \frac{\arg c}{10} + 1))$$

(9)

其中, $\arg c$ 代表参数的个数, 对于 WCHNN, 其值为 9. C 代表最近连续最大适应值都没有发生变化的代数.

(6) $C > 20$ 时, 采用爬山法对最优个体进行优化. 方法为依次对最优个体的每个参数向左、右进行微调, 有利的微调将被接受. 依次采用该参数的上界、下界的 0.01 倍至 0.000 001 倍为步长进行微调, 步长每次缩减为上次的 1/10; 重复爬山的过程至最优个体的适应值不再增大为止.

(7) 如果满足条件则优化停止. 否则跳转到步骤(2).

4 实验结果与分析

4.1 对 WCHNN 网络的参数训练

分别使用无噪声的样本输入图像 CNN3-in 与加入了 1.8% 高斯分布的噪声的输入图像 CNN3 GaussianNoise18-in, 对 WCHNN 进行训练过程. 训练中的错误率指标使用 WND 方法来计算. η 的上界取 1, 下界取 0.01; $a_1 \sim a_8$ 的取值范围为 $[-1, 1]$. 相应的样本输入、样本输出如图 3 所示.

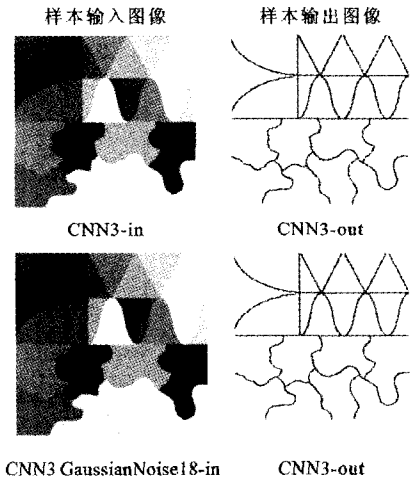


图 3 WCHNN 的训练样本的输入输出

得到将使用无噪声样本图像训练所得的该组参数记为 WCHNN1, 将使用有噪声样本图像训练所得的另一组参数记为 WCHNN2, 其值分别如式 (10) 和式 (11) 所示.

$$\begin{bmatrix} a_1 & a_2 & a_3 \\ a_4 & \eta & a_5 \\ a_6 & a_7 & a_8 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -0.2524 & 0.4772 & -0.5018 \\ 0.6020 & 0.6206 & 0.3604 \\ -0.2020 & 1 & -0.2220 \end{bmatrix}$$

(10)

$$\begin{bmatrix} a_1 & a_2 & a_3 \\ a_4 & \eta & a_5 \\ a_6 & a_7 & a_8 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.5288 & 0.9120 & -0.0189 \\ 0.9120 & 0.5288 & -0.1633 \\ 0.9182 & 0.4951 & 0.0989 \end{bmatrix}$$

(11)

4.2 WCHNN 与 CHNN 对比实验

表 2 展示了 WCHNN 与 CHNN 对相同图像进行边缘检测后得到的图像和评价指标值.

表 2 CHNN 与 WCHNN 边缘检测结果评价指标值

样本输入图像	算法	理想边缘 检出率	噪声-信 号比率	WND
CNN3-in	CHNN	0.801 19	1.075 93	0.728 95
	WCHNN1	0.965 77	0.187 28	0.920 29
	WCHNN2	0.885 93	0.334 76	0.874 36
CNN3 Gaussian Noise10-in	CHNN	0.789 24	1.134 21	0.713 43
	WCHNN1	0.924 49	0.400 11	0.803 30
	WCHNN2	0.871 26	0.345 38	0.870 96
CNN3 Gaussian Noise18-in	CHNN	0.787 61	1.179 31	0.704 39
	WCHNN1	0.888 10	1.999 39	0.416 60
	WCHNN2	0.844 65	0.506 10	0.793 66

从检测结果中可以看出, 训练后的 WCHNN1 和 WCHNN2 都成功检测出来了所有的边缘, 而且清晰可见. WCHNN 要比原 CHNN 算法在理想边缘检出率这一指标上得到的值更高. 这表明, WCHNN 相比于 CHNN 有更高的边缘检测灵敏度.

使用无噪声样本输入图像训练所得的 WCHNN1, 则对噪声最为敏感; 而使用有噪声样本输入图像训练所得的 WCHNN2, 则对噪声的敏感程度较低. 这表现为对于低噪声输入, 使用无噪声样本训练的 WCHNN1 以及使用有噪声样本训练的 WCHNN2, 它们的噪声-信号比率都比原 CHNN 算法低; 而对于高噪声输入, 使用有噪声样本训练的 WCHNN2 的噪声-信号比率还是要比原 CHNN 算法低. WCHNN1 对于高噪声的输入, 各项指标都指示其边缘检测质量大幅下降, 而 WCHNN2 对各噪声程度的输入图像的边缘检测结果的质量都比较稳定, 各项指标变化幅度不大, 即经过训练的 WCHNN 网络具有更好的普适性.

(下转第 107 页)

于网络拥塞代价对数据传输的管理,随着网络中新用户的加入,网络拥塞代价也随之不断增加以平衡对传输容量的要求.图2(c)显示了瓶颈链路结点缓冲区队列的长度,可以观察到当有新用户发送数据时,瓶颈链路结点缓冲区队列的长度瞬时会发生比较大的波动而后又趋于平稳,这是由于基于边缘策略网络拥塞代价控制机制对数据传输管理控制的严格性而使系统总体处于稳定状态.图2(d)显示了基于边缘策略网络拥塞代价控制机制对数据传输速率的估算,其在瓶颈链路上的传输速率的估算值基本按其传输容量的要求进行比例分配,随着新用户的到来,各链路传输速率的估算值平稳下降,系统总体仍处于稳定状态.

4 结束语

基于边缘策略拥塞代价控制功能能够较好协调用户在网络中的不同传输要求.同时由于是基于边缘策略,控制机制简单高效,使得可以在短时间内得以完成,能够满足网络系统拥塞代价的快速动态更新以适应网络传输不断变化的需要.实验结果表明,这种控制功能在当前实际的网络中简单易行,能够

有效地控制网络系统中数据流速率的变化,从而使网络系统保持稳当性,所采用的参数公平性算法又使系统中各数据流在传输过程中公平性得以有效地保证.未来的工作可以针对不同类型用户的传输要求设置不同的传输代价算法,建立一个各局部统一的调度中心协调各种类型的传输请求,最终完成各用户的传输任务.

参考文献:

- [1] Bouch A, Sasse M A. Why value is everything? A user-centered approach to Internet quality of service and pricing[C]// Proceedings of the IEEE/IFIP International Workshop on Quality of Service (IWQoS). Germany, Karlsruhe, 2001.
- [2] Yuksel M, Kalyanaraman S, Sikdar B. Effect of pricing intervals on congestion-sensitivity of network service prices[J]. Business and Economics, 1993, 28(1): 79-99.

作者简介:

毛凯男, (1968-), 博士. 研究方向为计算机网络和数据库系统.

(上接第103页)

将 WCHNN 与 CHNN 用于对图像处理领域的一些常用测试图像进行边缘检测,对比可以看出, WCHNN 得到的边缘检测结果更加清晰细腻.

5 结束语

文中针对 CHNN 的不足进行了改进, WCHNN 方法对于边缘检测灵敏度以及噪声敏感度的可调节,使得检测结果明晰可辨,简单且易实现. WCHNN 需要训练样例的输入输出,使用优化方法优化参数选择,但神经网络的训练是一次训练无限次使用,因此对算法效率的影响还在可接受范围内.

参考文献:

- [1] Chang Chuan Yu, Contextual-based hopfield neural network for medical image edge detection[J]. Optical Engineering, 2009, 45(3): 1906-1915.
- [2] Alper Bastürk, Enis Günay. Efficient edge detection in digital images using a cellular neural network optimized by differential evolutionary algorithm, 2009, 36(2): 2645

-2650.

- [3] 张小琳. 图像边缘检测技术综述[J]. 高能量密度物理, 2007, 3(1): 37-40.
- [4] Yan Zhu, Hong Yan. Computerized tumor boundary detection using a hopfield neural network[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2009, 16(1): 55-67.
- [5] Tamar Peli, David Malah. A study of edge detection algorithms[J]. Computer Graphics and Image Processing, 2009, 20(1): 1-21.
- [6] Yuksel M E. Edge detection in noisy images by neuro-fuzzy processing[J]. International Journal of Electronics and Communications, 2008, 61(2): 82-89.
- [7] 张宇伟, 王耀明, 蒋慧钧. 一种结合 sobel 算子和小波变换的图像边缘检测方法[J]. 微电子学与计算机, 2007, 24(9): 133-134.
- [8] 李敏. 基于腐蚀算法的图像边缘检测的研究与实现[J]. 微电子学与计算机, 2009, 26(2): 82-84.

作者简介:

刘双强男, (1972-), 讲师. 研究方向为图像处理、智能算法、网络安全.