

基于 Unit-Linking PCNN 的灰度图像边缘检测*

谭颖芳, 聂仁灿, 周冬明, 赵东风

(云南大学 信息学院通信工程系, 云南 昆明 650091)

摘要: 利用 Unit-Linking PCNN 模型, 结合最小交叉熵准则, 边缘检测预处理, 均匀分块处理, 将灰度图像分割成二值图像, 在二值分割图基础上实施 Unit-Linking PCNN 边缘检测. 边缘检测预处理以块状增强方式增强了图像对比度, 强化了图像边缘, 均匀分块处理实现了灰度图像的近似多阈值分割. 分析了边缘检测预处理中各步骤的作用, 比较了不同均匀分块数目对边缘检测结果的影响. 与 Canny 算子和相关文献结果相比, 该研究检测的边缘体现了更丰富的图像细节, 且神经元模型参数对图像边缘检测结果的影响较不敏感. 仿真结果表明, 该方法具有较理想的灰度图像边缘检测结果, 具有较好适用性.

关键词: Unit-Linking PCNN; 灰度图像边缘检测; 最小交叉熵; 边缘检测预处理

中图分类号: TN 911.73 **文献标识码:** A **文章编号:** 0258-7971(2008)05-0465-07

边缘作为图像的最基本特征之一, 广泛存在于物体与物体、物体与背景之间, 是图像中目标总体信息的直观反映. 边缘信息在图像分析、识别和理解等领域应用广泛, 因此在图像处理和分析中有关键作用^[1,2]. 经典边缘检测主要以各种微分算子为基础, 结合模板、门限及平滑等手段提取边缘(如 Sobel 算子、Canny 算子等). 这些算子都是根据一些特定的模板来计算边缘值, 存在自适应性较差且对复杂图像边缘检测不够准确等问题.

依据猫的大脑视觉皮层同步脉冲发放现象^[3] 提出的脉冲耦合神经网络(PCNN, pulse coupled neural network) 是新一代的人工神经网络, 在图像处理领域(分割^[4-7], 增强^[8], 细化^[9], 去噪^[10]等) 已取得很好效果. 近年来应用 PCNN 进行灰度图像边缘检测取得了一些进展^[11,12], 但仍存在如下一些问题: PCNN 参数选取困难, 迭代计算缺乏判断准则, 出现边缘漏检和误检的概率较大; 图像处理结果对应神经元阈值一致(近似等效于直方图单灰度阈值), 对复杂图像(直方图具有多峰性)的检测不够精确; 由于光照和拍摄等原因造成的图像对比度低, 目标和背景交叉影响, 图像边缘模糊; 由于拍摄设备等原因使图像具有一定的噪声污染, 造成神经元点火脉冲误扩散或受阻, 带来图像边缘误检测或漏检. 基于上述问题, 本文提出使用 Unit-Linking PCNN 模型减少参数, 使用边缘检测预处理, 增强图像目标和背景的对比, 减少噪声污染的影响, 提高边缘检测的准确性和有效性; 使用均匀分块处理, 实现近似的神经元多阈值处理, 降低子图的直方图多峰性, 增加边缘检测细节信息; 结合灰度图像分割, 使用最小交叉熵作为 PCNN 迭代计算准则, 迭代结果选择较为合理有效, 且平滑了图像边缘检测预处理时带来的似噪点(有减少噪声污染的作用), 提高了边缘检测质量. 实验结果表明, 该方法与已有文献相比^[11,12], 具有较好的边缘检测效果.

1 Unit-Linking PCNN 模型

1990 年, Eckhorn 提出 PCNN 模型^[3] 后, Johnson 将其引入计算机图像处理^[13]. 2002 年, 顾晓东等在文献[5]中提出了 Unit-Linking PCNN 模型用于灰度图像分割. 该模型如图 1 所示, 其数学表达式由(1)

* 收稿日期: 2007-11-12

基金项目: 云南省自然科学基金资助项目(2005F0010M); 云南大学重点资助项目(2004Z007C); 云南大学青年基金资助项目(2007Q024C).

作者简介: 谭颖芳(1983-), 女, 云南人, 硕士生, 主要从事神经网络方面的研究.

通讯作者: 周冬明(1963-), 男, 湖南人, 教授, 博士, 主要从事神经网络理论和应用方面的研究.

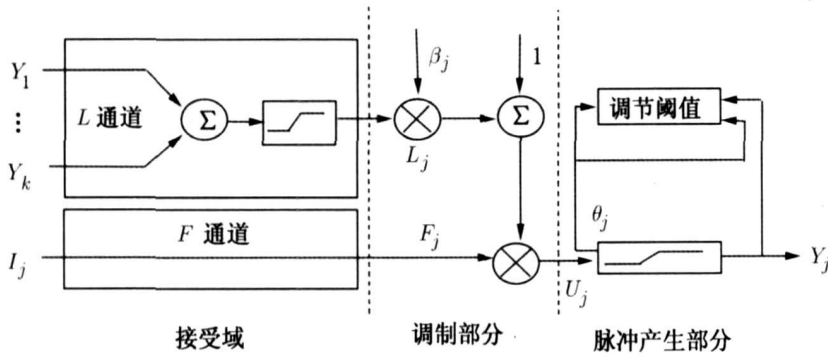


图 1 Unit- Linking PCNN 模型

Fig. 1 Model of Unit- Linking PCNN

~ (5) 式描述.

$$F_j(n) = I_j, \tag{1}$$

$$L_j(n) = \text{step} \left[\sum_k Y_k(n) \right] = \begin{cases} 1, & \sum_k Y_k(n) > 0, \\ 0, & \text{Otherwise.} \end{cases} \tag{2}$$

$$U_j(n) = F_j(n) [1 + \beta_j L_j(n)], \tag{3}$$

$$\theta_j(n) = \begin{cases} V_j^T, & Y_j(n-1) > 0, \\ \theta_j(n-1) - \alpha_j^T, & \text{Otherwise.} \end{cases} \tag{4}$$

$$Y_j(n) = \text{step} [U_j(n) - \theta_j(n)] = \begin{cases} 1, & U_j(n) > \theta_j(n), \\ 0, & \text{Otherwise.} \end{cases} \tag{5}$$

Unit- Linking PCNN 由接受域、调制部分和脉冲产生部分组成. 接受域接收其它神经元的反馈输入 $Y_k(n)$ 与外部激励输入 I_j . Y_1, \dots, Y_k 求和后的阶跃输出为 L 通道的输出 L_j ; I_j 为 F 通道的输出 F_j . 调制部分将 L_j 乘以联结强度 β_j 后加上偏移量 1, 再与 F_j 相乘, 产生内部状态信号 U_j , 体现了 PCNN 的双通道调制特性. 脉冲产生部分由阈值调节器和脉冲产生器组成, 产生脉冲输出 Y_j 并对阈值 θ_j 进行调整.

2 基于 Unit- Linking PCNN 的边缘检测

PCNN 及改进模型的边缘检测效果直接依赖于边缘点的合理判断, 其过程复杂, 结果对 PCNN 参数敏感, 且细节反映能力较差^[11, 12]. 结合边缘检测预处理, 分块处理和最小交叉熵准则, 利用 Unit- Linking PCNN 将灰度图像分割成二值图像, 再实施边缘检测可得到较理想的边缘检测结果.

2.1 最小交叉熵准则 图像阈值分割中使用最小交叉熵搜索最佳阈值, 使分割前后图像信息量差异最小^[7, 14], 其数学表达如下: 2 个概率分布集 $P = \{p_1, p_2, \dots, p_N\}$, $Q = \{q_1, q_2, \dots, q_N\}$ 的信息量差异如式 (6) 所示.

$$D(P: Q) = \sum_{i=1}^N p_i \ln \frac{p_i}{q_i} + \sum_{i=1}^N q_i \ln \frac{q_i}{p_i}, \tag{6}$$

$$D(P: Q; T) = \sum_{g=0}^T \left[gh(g) \ln \frac{g}{\mu_o(T)} + \mu_o(T) h(g) \ln \frac{\mu_o(T)}{g} \right] + \sum_{g=T+1}^L \left[gh(g) \ln \frac{g}{\mu_b(T)} + \mu_b(T) h(g) \ln \frac{\mu_b(T)}{g} \right], \tag{7}$$

$$\mu_o(T) = \frac{1}{T} \sum_{g=0}^T gh(g), \tag{8}$$

$$\mu_b(T) = \frac{1}{\sum_{g=T+1}^L h(g)} \sum_{g=T+1}^L gh(g) . \tag{9}$$

式(7)为交叉熵分割函数的对称形式,式(8)和式(9)分别是目标和背景的类内灰度均值.式中 g 为灰度值, L 为灰度上限, T 为分割灰度阈值, $h(g)$ 为灰度直方图.

交叉熵表征图像分割前后的信息量差异,对图像中目标和背景没有比例要求,在分割中具有平滑和抑制噪声的作用^[7].

2.2 边缘检测预处理 边缘检测预处理包括高斯滤波和特殊预处理.其中特殊预理由块状增强和预处理滤波 2 部分组成.3 个步骤共同作用可降低噪声影响,提高边缘检测质量.

2.2.1 高斯滤波 含噪图像噪声点通常表现为空间不相关的离散孤立像素.高斯滤波能很好地抑制噪声,改善图像质量(Canny 算法就使用了高斯滤波),高斯函数由(10)式描述

$$G(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left[-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right], \tag{10}$$

式中 σ 为平滑参数.高斯滤波器对图像边缘模糊较小,可减少滤波对后续处理的影响.

2.2.2 图像特殊预处理 复杂图像由于光照和噪声等原因,边缘过渡较为模糊,且高斯滤波也会带来一定的边缘损失.特殊预处理可增强图像中背景和目标的对比,强化边缘,增强后续分割和边缘提取的有效性.

若某一像素点 $I(x, y)$ 的灰度值与其邻域像素的灰度值相比差值较大,就容易造成错误分割,引起边缘的错误提取.调整该点的灰度值可减少错误分割的几率.首先将原图像做归一化处理,得到图像 I (灰度值范围为 0~1).在以像素点为中心的邻域中,通过式(11)计算该像素点的调节判决值 $K(x, y)$,则 $I(x, y)$ 的灰度调节常量 $\Delta(x, y)$ 由(12)式决定

$$K(x, y) = \frac{\sum_{i=-2}^2 \sum_{j=-2}^2 I(x+i, y+j)}{25 + ra}, \tag{11}$$

$$\Delta(x, y) = \begin{cases} 1, & I(x, y) \geq K(x, y), \\ -1, & \text{else} \end{cases} \tag{12}$$

其中, ra 为调节因子,它使该像素点的调节判决值与 5×5 邻域的像素均值产生一个差量变化.当 $I(x, y)$ 大于等于它的调节判决值 $K(x, y)$ 时, $I(x, y)$ 的灰度值升高,反之减小.将 $I(x, y)$ 和 $\Delta(x, y)$ 做加权求和,得到该像素点的处理值 $PI(x, y)$,表达式为式(13),其中 k_1 和 k_2 为加权因子,满足(14)式

$$PI(x, y) = k_1 I(x, y) + k_2 \Delta(x, y), \tag{13}$$

$$k_1 + k_2 = 1. \tag{14}$$

经过(13)式处理后,像素灰度值有可能出现负值,需按(15)式调整,得到块状增强后的图像 I' .

$$I'(x, y) = \begin{cases} 0, & PI(x, y) < 0, \\ PI(x, y), & \text{else} \end{cases} \tag{15}$$

块状增强处理后,由于存在噪声和不完全加强点(邻域和该点没有得到同时加强的点),图像具有明显的似噪性.预处理滤波可有效减少噪点并保持增强的边缘信息.对某一点 $I'(x, y)$,在以该点为中心的 3×3 邻域内做如下处理

$Ie =$

$$\begin{bmatrix} |I'(x-1, y-1) - I'(x, y)|, & |I'(x-1, y) - I'(x, y)|, & |I'(x-1, y+1) - I'(x, y)| \\ |I'(x, y-1) - I'(x, y)|, & |I'(x, y) - I'(x, y)|, & |I'(x, y+1) - I'(x, y)| \\ |I'(x+1, y-1) - I'(x, y)|, & |I'(x+1, y) - I'(x, y)|, & |I'(x+1, y+1) - I'(x, y)| \end{bmatrix} - d \begin{bmatrix} 1, 1, 1 \\ 1, 1, 1 \\ 1, 1, 1 \end{bmatrix}, \tag{16}$$

$$dis = \text{sum}(\text{sum}(Ie < 0)), \tag{17}$$

$$I''(x, y) = \begin{cases} \frac{\sum_{i=-1}^1 \sum_{j=-1}^1 I'(x+i, y+j) - I'(x, y)}{8}, & \text{dis} \leq N \\ I'(x, y), & \text{else} \end{cases} \quad (18)$$

式(16)中 d 为滤波值, 是该点和其邻域像素间的差值测度. 式(17)中 dis 表示 I_e 中值小于零的元素个数, 即 $I'(x, y)$ 邻域中的像素灰度值和 $I'(x, y)$ 的差值在滤波值范围内的点数. 点数越少, 说明 $I'(x, y)$ 在其邻域中越孤立, 越可能是滤出点. 式(18)中 N 为平滑数, 体现了滤波函数的平滑能力. 若 $I'(x, y)$ 被判定为滤出点, 通过(18)式处理后, 即可将其值修正为除它之外的 3×3 邻域的均值, 消除孤立的似噪点. 滤波值 d 或者平滑数 N 越大, 滤波能力越强, 似噪孤立点滤出越充分, 也越容易造成过平滑现象, 丢失细节信息.

2.3 均匀分块处理 复杂图像灰度直方图具有多峰性, 分割整幅图像会降低细节表现能力, 造成后续边缘提取的不准确. 为提高边缘检测质量, 将原图均匀分为 $M \times N$ 块(其中 M 和 N 分别为图像长和宽的约数), 再分别对每块子图进行分割处理, 实现近似的多阈值分割. 分块数越多, 分割图中细节保留越丰富, 但带来的边界效应也将越明显.

2.4 Unit-Linking PCNN 边缘检测 将经过预处理并分块后的图像 I'' 通过 Unit-Linking PCNN 实施分割处理. 每个像素点对应网络中的一个神经元, 像素灰度值输入 F 通道, 调整神经元阈值产生多个候选的二值分割图, 使用最小交叉熵准则选出最佳分割图像. 分割得到的二值图像, 再利用 Unit-Linking PCNN 进行边缘提取, 即可实现灰度图像的边缘检测. 整个处理过程的流程图如图 2 所示.

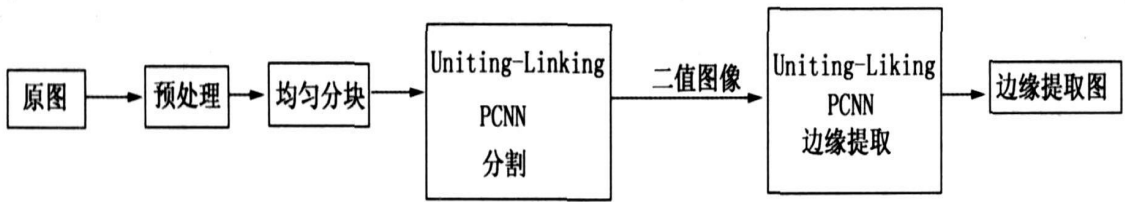


图 2 灰度图像边缘检测流程图

Fig. 2 Flow chart of gray image edge detection

设 Unit-Linking PCNN 分割得到的二值分割图为 DI , 神经元的阈值初值为 $\theta(0)$, 若 $DI(x, y) = 0$, 则将其作(19)式的调整, 其中 c 为一常数, 满足 $0 < c < 1$.

$$DI(x, y) = c \quad (19)$$

将调整后的二值图像 DI 通过 Unit-Linking PCNN 神经网络, 每个像素点对应网络中的一个神经元. 神经元的阈值初值 $\theta(0)$ 为(20)式所示

$$c < \theta(0) < 1 \quad (20)$$

由(20)式及(1)~(5)式可得到, 图像中值为 1 的像素所对应的神经元在第 1 次运算中将全部同时点火, 而值为 c (原二值图像中值为 0)的像素所对应的神经元将不会点火, 此时点火的神经元构成一幅二值图像 DI_0 . 经过(19)式调整后, 由于网络中神经元的捕获特性, 脉冲发放的下一代迭代计算不但会使 DI_0 中为 1 的像素对应神经元点火, 还会使这些点火神经元边缘处的非点火神经元(对应像素值为 c)点火, 此时的点火单元构成一幅二值图像 DI_1 . 将 DI_1 和 DI_0 做(21)式运算, 得到 DI_2 , 其中 XOR 表示异或运算:

$$DI_2 = XOR(DI_0, DI_1) \quad (21)$$

此时得到的 DI_2 即为二值图像 DI 对应的宽度为 1 的图像边缘.

3 计算机仿真结果及分析

表 1 实验参数

Tab. 1 Experimental parameters

本文用 256×256 的 Lena 和 220×214 的 blood 灰度图像进行计算机仿真. Unit-Linking PCNN 的迭代处理图像对象都是归一化的图

β	V^T	σ	ra	k_1	k_2	d	N	$\theta(0)$	c
0.2	1	0.5	0.5	5/6	1/6	30/255	3	0.15	0.1

像. 实验参数见表 1, 其中 β 和 V^T 为分割及边缘提取时的神经网络模型参数, $\theta(0)$ 和 c 为边缘提取时的神经元的阈值初值和灰度调整值, 其余为边缘检测预处理参数.

由图 3 的仿真结果, 可得到以下结论:

(1) 边缘检测预处理能加强图像边缘信息, 以块状方式增强图像边缘. 对比图 3(a)、图 3(q) 和经过边缘检测预处理的图 3(d)、图 3(s) 可看出, 原图背景边缘和目标细节都得到增强(图 3(d) 帽子饰物和面部细节, 图 3(s) 细胞边缘和细胞内部物质边缘). 但这一过程也引入了似噪声点(图 3(d) 左上方背景和帽顶, 图 3(s) 细胞周围). 比较同样采用 4×2 分块的边缘图 3(k) 和图 3(m) 可看出, 边缘检测预处理能增加边缘检测的正确性, 避免漏检, 大大提高边缘检测质量;

(2) 边缘检测预处理 3 个步骤相互依赖, 共同作用于后续边缘检测, 可提高细节分辨力, 减少错误检测. 高斯滤波能在一定程度上减少原图中的噪声. 4×2 分块边缘图中, 图 3(k) 的噪声点比未经过高斯滤波的图 3(o) 少(帽顶和面部); 对比图 3(k), 图 3(m) 和图 3(n), 块状增强可保留更多细节(帽檐, 帽顶及饰物, 背景等), 但带来大量不完全加强的似噪声点; 预处理滤波减少了不完全加强点对边缘检测的影响.

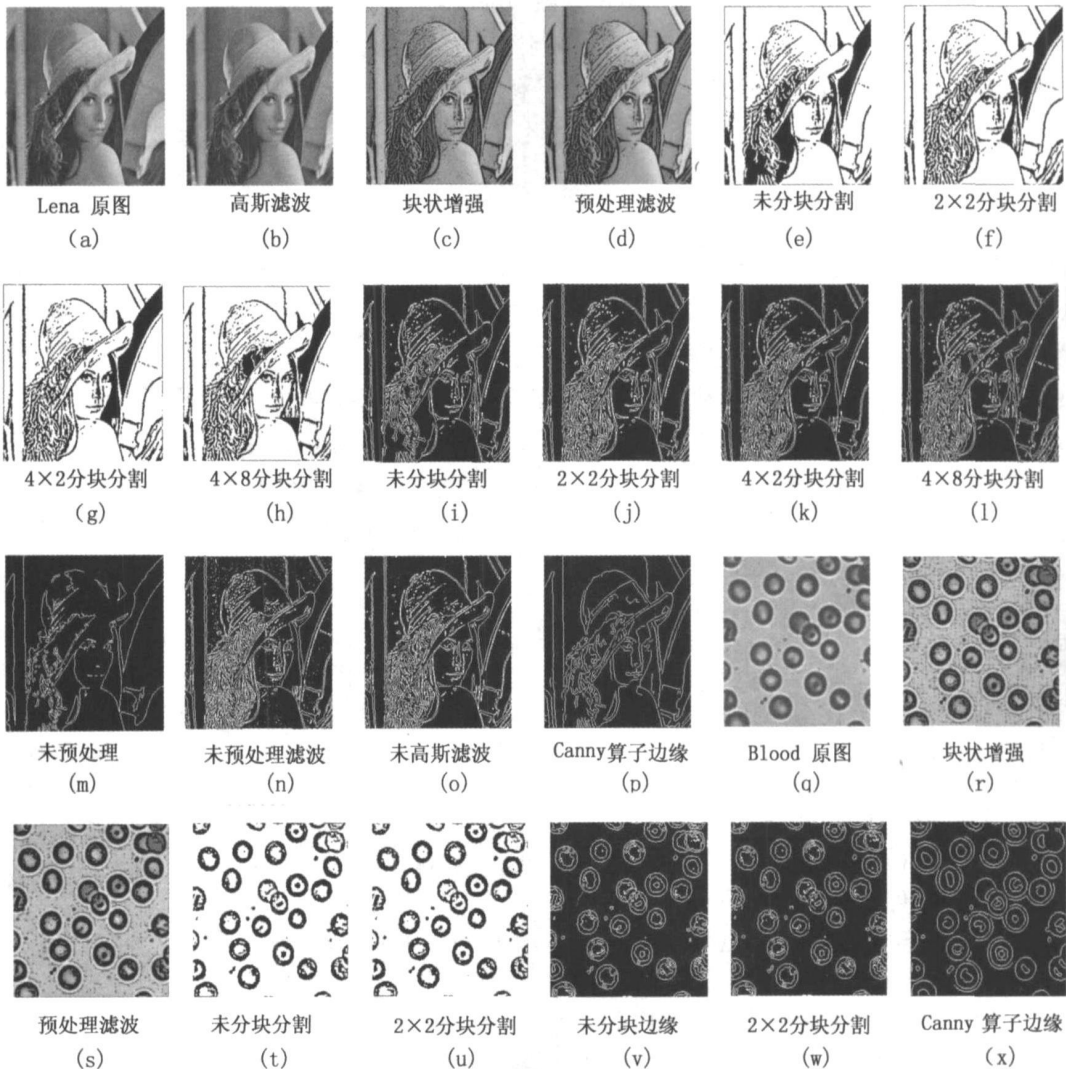


图 3 仿真结果

Fig. 3 Simulation results

(图 3(c), 3(d), 3(k) 和图 3(n), 左上方背景, 面部和帽顶部分);

(3) 均匀分块处理能实现近似多阈值的分割, 提高细节分辨能力. 随着均匀分块数的增加, 原图中的更多细节信息(帽子饰物, 帽檐)在分割图中体现出来(图 3(e) ~ 3(g)). 分割的效果直接影响到边缘检测的效果, 经过均匀分块处理后的边缘检测图像(图 3(j), 3(k))在细节反映能力上, 明显优于未经过此处理的边缘检测图像(图 3(i));

(4) 随着分块数增加, 分块处理对边缘检测效果的提高能力将趋于平衡, 过多的分块会带来较明显的边界效应. 观察图 3(g) 和图 3(h), 增加分块并没有明显增加图像细节的反映, 反使结果有明显边界效应(帽顶饰物和右侧头发). 对细节较少且简单的图像, 均匀分块影响不大(图 3(t) ~ 3(w));

(5) 分割中出现的边界效应在边缘检测中将会被弱化, 即分块数目达到一定程度时, 灰度图像边缘检测效果趋于一致(图 3(e) ~ 3(l));

(6) 最小交叉熵准则具有平滑作用, 使用 Unit-Linking PCNN 分割时可减少边缘检测预处理带来的似噪声点. 比较图 3(d) ~ 3(h)、图 3(s) ~ 3(u) 可看出, 预处理滤波后残留的似噪声点在分割图中再一次得到抑制(图 3(d) ~ 3(h) 左上方背景; 图 3(s) ~ 3(u) 细胞周围), 提高了后续边缘提取的质量;

(7) 对比 Canny 算子检测边缘图 3(p)、图 3(x) 和本文方法所得的边缘图 3(k)、图 3(v) 可看出, 本文方法反映细节更丰富(图 3(k) 帽子饰物, 帽顶和面部细节, 图 3(v) 右上角和细胞内部细节), 边缘轮廓表现较为完整, 但边缘平滑度没有 Canny 算子好.

4 结 论

对灰度图像进行边缘检测预处理后, 结合均匀分块处理, 使用 Unit-Linking PCNN 模型, 采取最小交叉熵准则分割图像. 在二值分割图像基础上再用该模型进行边缘提取, 实现了灰度图像的边缘检测. 分析了边缘检测预处理各个步骤对边缘检测的作用; 讨论了均匀分块处理中, 不同的分块数对不同图像边缘检测结果的影响, 并和 Canny 算子边缘检测结果进行了比较. 实验结果表明, 边缘检测预处理能增强后续分割和边缘提取的正确性, 增加分割和边缘细节, 减少边缘漏检; 均匀分块处理可以保留更丰富的细节; Unit-Linking PCNN 神经元参数对结果较不敏感. 与相关文献相比^[11,12], 本文的灰度图像边缘检测结果较好, 但也存在一些问题: 如何减少预处理过程中引入的似噪声点影响, 平滑和连接边缘等问题, 有待后续研究解决.

参考文献:

- [1] SUN Gen-yun, LIU Qin-huo, LIU Qiang, et al. A novel approach for edge detection based on the theory of universal gravity [J]. Pattern Recognition, 2007, 40(10): 2766-2775.
- [2] KANG Chung-chia, WANG Wen-june. A novel edge detection method based on the maximizing objective function [J]. Pattern Recognition, 2007, 40(2): 609-618.
- [3] ECKORN R, REITBOECK H J, ARNDT M, et al. Feature linking via synchronization among distributed assemblies: Simulation of result from cat visual cortex [J]. Neural Comput, 1990, 2(3): 293-307.
- [4] KUNTIMAD G, RANGANATH H S. Perfect image segmentation using pulse coupled neural networks [J]. IEEE Trans on Neural Networks, 1999, 10(3): 591-598.
- [5] GU X D, GUO S D. A new approach for automated image segmentation based on unit linking PCNN [C] // Proceedings of 2002 International Conference on Machine Learning and Cybernetics. Beijing: IEEE, 2002, 175-178.
- [6] 毕英伟, 邱天爽. 一种基于简化 PCNN 的自适应图像分割方法 [J]. 电子学报, 2005, 33(4): 647-650.
- [7] 刘勃, 马义德, 钱志柏. 一种基于交叉熵的改进型 PCNN 图像自动分割新方法 [J]. 中国图像图形学报, 2005, 10(5): 579-583.
- [8] 李国友, 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.
- [9] SHANG L-feng, YI Zhang. A class of binary images thinning using two PCNNs [J]. Neurocomputing, 2007(70): 1096

1 101.

- [10] JI L_v-ping, YI Zhang. A mixed noise image filtering method using weighted-linking PCNNs[J]. Neurocomputing, 2007, 7(13): 1 016.
- [11] 董继扬. 基于脉冲耦合神经网络的灰度图像边缘提取[J]. 计算机应用, 2003, 23(9): 50-52.
- [12] 杨志勇, 周琪云, 周定康. 基于 PCNN 的灰度图像边缘检测方法[J]. 计算机工程与应用, 2004, 21: 92-93.
- [13] RANGANATH H S, KUNTIMAD G, JOHNSON J L. Pulse coupled neural network for image processing[J]. IEEE Trans on Image Processing, 1995, 10(5): 594-598.
- [14] BRINK A D, PENDOCK N E. Minimum cross-entropy threshold selection[J]. Pattern Recognition, 1996, 29(1): 179-188.

Gray image edge detection based on Unit-Linking PCNN

TAN Ying-fang, NIE Ren-can, ZHOU Dong-ming, ZHAO Dong-feng
(Department of Communication Engineering, School of Information Science and Engineering,
Yunnan University, Kunming 650091, China)

Abstracts: Using Unit-Linking PCNN, minimum cross-entropy rule, edge detection pre-processing and process of image dividing blocks, gray image is segmented into binary image. Based on this binary image, it is made edge detection using Unit-Linking PCNN. Edge detection pre-processing increases contrast of image and strengthen the edge of image through blocks enhancement. Process of image dividing blocks realizes approximate multi-threshold segmentation of gray image. Effect of each step in edge detection pre-processing is analyzed, and the influences of the results of edge detection with different numbers of dividing blocks are compared. Compared with correlative result using Canny operator and others in the existing references, edge detection shows more image details, the models parameters of the proposed are less sensitive to the results of image edge detection. Computer simulation results show that our methods have both preferable results of gray image edge detection and fine applicability.

Key words: Unit-Linking PCNN; gray image edge detection; minimum cross-entropy; edge detection pre-processing

* * * * *

(上接第 464 页)

Blind source separation based on information theory

YANG Wei-na, PEI Yi-jian, CAI Guang-hui, XIAO Min
(School of Information Science and Engineering, Yunnan University, Kunming 650091, China)

Abstract: Recovering the unobserved source signals from their mixtures is a typical problem in array processing and analysis. Independent component analysis (ICA) is a new method to solve this problem. The most common way in independent component analysis is the separation based on information theory. FastICA algorithm and nature step algorithm are the main way in it. Some groups of signals were separated. The analysis and simulations suggest that the FastICA algorithm is the best way.

Key words: blind source separation; independent component analysis; FastICA algorithm