

基于 CNN 的分块自适应彩色图像边缘检测的研究^{*}

姜庆玲^{1a, 2}, 刘万军^{1b}, 张 闯³

(1. 辽宁工程技术大学 a. 电子与信息工程学院; b. 软件学院, 辽宁 葫芦岛 125105; 2. 铁岭师范高等专科学校
理工学院, 辽宁 铁岭 112300; 3. 北京科技大学 信息工程学院, 北京 100083)

摘 要: 利用细胞神经网络(CNN)模型对彩色图像边缘检测时, 首先要解决彩色空间的选择以及颜色距离的计算问题, 其次网络参数的选择也是一个重要问题。为了达到在确保边缘检测准确的同时有效抑制噪声的目的, 对整幅图像进行分块自适应检测, 采用熵来度量图像的各个子区域的不同性质, 然后根据该区域的性质选择一组合适的网络参数, 对提取该区域图像边缘的 CNN 模板进行了理论分析和鲁棒性研究, 提出一个设计符合相应功能要求的 CNN 鲁棒性定理, 它为设计相应的 CNN 模板参数提供了解析判据。仿真实验表明, 该算法具有较好的健壮性。

关键词: 细胞神经网络; 边缘检测; 熵; 人类视觉系统; 鲁棒性

中图分类号: TP391 文献标志码: A 文章编号: 1001-3695(2009)03-1131-04

Color edge detection based on CNN's block adaptive

JIANG Qing-ling^{1a, 2}, LIU Wan-jun^{1b}, ZHANG Chuang³

(1. a. Shool of Electronics & Information Engineering, b. School of Software Engineering, Liaoning Technical University, Huludao Liaoning 125105, China; 2. School of Polytechnic Engineering, Tieling Teachers College, Tieling Liaoning 112300, China; 3. School of Information Engineering, University of Science & Technology Beijing, Beijing 100083, China)

Abstract: The researches and applications of image processing based on the CNN have made great progresses. Edge detection is one of the basic pre-processing methods in digital image processing and computer vision. This paper proposed a color edge detection scheme based on CNN templates, and then studied and analyzed robustness CNN templates. First of all to solve the problem of the choice of color space and the problem of the calculation of distance color, followed by the choice of network parameters was also an important issue. In order to achieve accurate edge detection in ensuring the effective suppression of the noise, on the whole image block adaptive testing, used entropy to measure the various images of the different nature of the region, according to the nature of the region chose a suitable network parameters. It presented a theorem for designing the robustness CNN template parameters. Experiment results indicate that the approach has extensive application scope.

Key words: cellular neural network(CNN); edge detection; entropy; human vision system; robustness

在数字图像处理中, 边缘代表着图像的最基本特征, 对边缘检测算法的研究也一直是图像处理中探讨的热点问题之一。对灰度图像经典的边缘检测方法^[1~4]有 Roberts、Prewitt、Kirsch、Laplace、Sobel 和 Canny 算子^[3]等。传统的边缘检测方法都针对灰度图像, 1988 年 Chua 等人^[5, 6]提出用 CNN 来检测图像边缘。目前 CNN 在灰度图像边缘检测中的应用已经比较成熟, 现有的一些 CNN 彩色图像边缘检测方法中, 有大部分是灰度图像边缘检测的推广, 即首先基于某一彩色分量红(R)、绿(G)或蓝(B)的图像进行灰度图像边缘检测; 然后再将每一独立分量的边缘图联合形成彩色图像的边缘。这些方法忽略了人眼对颜色的视觉感知, 没有考虑各颜色分量之间的联系, 往往得不到好的边缘检测效果。为了能够较好地对彩色图像进行边缘检测, 首先要选择一个合适的彩色空间, 并在该空间中计算出颜色距离; 其次采用 CNN 来进行图像处理的关键是找到合适的网络参数, 如何根据图像不同区域的不同情况选择合适的网络参数, 将直接决定边缘检测的效果。因此, 需要提出一种方法来实现分块自适应边缘检测。

本文结合人类视觉系统(human vision system, HVS)的特

点, 把颜色看做一个矢量, 分别计算两个颜色的亮度距离和色度距离, 然后将这两个距离的加权平均值作为最终的颜色距离。为了使检测结果能够在去除噪声的同时保证边缘定位的准确性, 通过对熵的计算来实现分块自适应边缘检测, 用各个子区域的熵值判定该区域属于边缘区域、平滑区域还是复合区域, 进而确定合适的网络参数, 提出了一种基于 CNN 模板的分块自适应彩色图像边缘检测算法, 并编制了基于 MATLAB 7.0 平台的程序。将该算法与传统的几种方法的仿真结果进行比较, 证明该方法能较好地描述原图像和加入噪声图像的边缘特征, 其边缘检测结果与人眼的感知更加吻合, 处理效果较好。

1 细胞神经网络(CNN)

细胞神经网络是一具有实时信号处理能力的大规模非线性模拟电路。它从诞生后就被人们广泛研究, 如今已经在信号和图像处理等领域获得了成功应用。

CNN 的数学描述如下:

一个标准的 $M \times N$ 的 CNN 由 $M \times N$ 个细胞排列在 M 行 N

列的长方形矩阵中,第*i*行第*j*列的细胞用*C*(*i*,*j*)表示(*i*=1,2,⋯, *M*; *j*=1,2,⋯, *N*)。每个细胞以各自为中心,与一个半径为*r*的邻域中的细胞相连,细胞邻域可表示为

$$S_r(i,j)=\{C(k,l)|\max_{1\leq k\leq M,1\leq l\leq M}\{|k-i|,|l-j|\}\leq r\}$$

(1)

标准 CNN 的状态方程为

$$\begin{aligned} x_{ij} = & -x_{ij} + \sum_{C_{i+k,j+l} \in S_r(i,j)} a_{k,l}(i,j,t)y_{i+k,j+l} + \\ & b_{k,l}(i,j,t)u_{i+k,j+l} + z_{i,j}(i,j,t) = \\ & -x_{ij} + \sum_{k=-r}^r \sum_{l=-r}^r a_{k,l}y_{i+k,j+l} + \sum_{k=-r}^r \sum_{l=-r}^r b_{k,l}u_{i+k,j+l} + z_i; \end{aligned}$$

(2)

标准 CNN 的输出方程为

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

(3)

其中:*x_{i,j}*、*y_{i,j}*、*u_{i,j}*、*z_{i,j}*为标量,均为实数,分别称为细胞的状态、输出、输入和阈值。其中:参数*r*称为影响球半径;*a_{k,l}*和*b_{k,l}*分别称做 A-模板(反馈算子)和 B-模板(输入突触算子)。

2 HVS 的彩色空间距离计算

在彩色空间中,RGB 彩色空间的表达最容易得到,但是 RGB 彩色空间并不能很好地模拟人类对颜色的视觉感知,人们很难将某 RGB 值与某一确定的颜色直观地对应起来。近几年来,基于 HVS 的应用出现在众多研究领域。为了能够较好地对彩色图像进行边缘检测,结合人类视觉系统^[7~10]的特点,把颜色看做一个矢量,通过模拟人类视觉系统将颜色的亮度信息和色度信息分开来作不同处理,并赋予不同的权重,然后量化颜色之间的差异。它的颜色差分计算由颜色距离计算、权重计算和距离合成三个部分组成。

2.1 颜色距离计算^[11]

1) 亮度距离计算

对任意一个 RGB 颜色 *C*(*R*,*G*,*B*),亮度计算公式为

$$I_c=0.144R+0.588G+0.298B$$

(4)

根据公式可计算出颜色 A、B 的亮度值 *I_A* 和 *I_B*,定义这两个颜色的亮度距离为

$$\Delta l=|I_A-I_B|=|I_{A,B}|$$

(5)

Δl 的取值为[0,255]。

2) 色度距离计算

为了确定任意两个颜色向量 *A* 和 *B* 的色度距离,在 RGB 颜色空间中,由三个点 *r*(1,0,0)、*g*(0,1,0)和*b*(0,0,1)所定义的平面 *s* 为一个等边三角形,称为 RGB 颜色空间的单位平面 *s*₀。由于任意一个颜色向量在单位平面 *s* 上都有一个投影点,对于颜色向量 *A* 和 *B*,假设它们在单位平面 *s* 上的投影点分别为 *a* 和 *b*,则 *a* 和 *b* 的距离 *d*=|*ab*|,并且根据投影点落在单位平面 *s* 上的不同位置,可以确定不同的颜色相似参数 η 。由于 *d* 的取值为 [0, 2],需要归一化为[0,255]区间内的值,则色度距离为

$$\Delta c=\min(d\times\eta\times255/2,255)$$

(6)

Δc 的取值为[0,255]。其中:*d* 为量化后的单位平面 *s* 上两点 *a*、*b* 的距离。颜色相似参数 η 的确定,通过单位平面的几何中心 *o* 把该平面分成六个全等的直角三角形 *s*₁~*s*₆。由于人眼对颜色的感知主要是由该颜色 RGB 分量的最大分量决定,如果最大分量为蓝色,那么该颜色就被人眼感知为偏向蓝色。根据两点 *a*、*b* 所在不同区域,设定颜色相似参数 η 如下:

a) 当 $\eta=1$ 时,*a*、*b* 在最大分量相同的区域,即在 *s*₁ 和 *s*₂, *s*₃ 和 *s*₄, *s*₅ 和 *s*₆ 区域内部;

b) 当 $\eta=2$ 时,*a*、*b* 在最大分量和最小分量相反的区域,即

在 *s*₁ 和 *s*₄, *s*₂ 和 *s*₅, *s*₃ 和 *s*₆ 区域内部;

c) 当 $\eta=3$ 时,其余情况。

2.2 权重计算^[11]

计算较大灰度值与较小灰度值的比值 *r_l* 时,为了防止出现异常情况,当颜色的灰度小于 5 时,把它们设定为 5,有 $1\leq r_l\leq255/5$ 。根据 *r_l* 和 Δc 可计算亮度距离的权重为

$$w_l=f_l\times\Delta c^{1/m}$$

(7)

色度距离的权重为

$$w_l=(1-f_l)\times\Delta c^{1/m}$$

(8)

其中:权重函数 *f_l* 为

$$f_l=((r_l-1)/50)^{1/n}$$

(9)

它的定义域为[1,255/5],值域为[0,1],并且 *m*,*n* 越大,函数图形越陡峭。在计算权重时,取 *m*=3,*n*=10。

2.3 距离合成^[11]

将计算出的亮度距离和色度距离的加权平均值作为颜色距离

$$S_{A,B}=(w_l\times\Delta l+w_c\times\Delta c)/(w_l+w_c)$$

(10)

当两个颜色的灰度值较小时,式(10)计算出来的 *S_{A,B}* 误差很大,因此极不可靠。事实上,此时的颜色差 *D_{A,B}* 趋向于 0。为了解决这个问题,本文在 *S_{A,B}* 前面乘上一个窗口函数 *f_{win}*。窗口函数一般情况下取值为 1,当颜色的亮度值小于一个阈值时,窗口函数值迅速趋向于 0。在实现中,可取阈值为 20,即当两个颜色亮度值的平均值小于 20 时,*f_{win}* 的值迅速趋向 0。

由以上步骤可知,最后的颜色差分为

$$D_{A,B}=f_{win}\times S_{A,B}$$

(11)

D_{A,B} 的取值为[0,255]。

3 熵的计算

3.1 图像信息熵的定义及性质

从本质上讲,图像是二维离散随机数字信号。根据信息论,离散数字信号的信息量可以用信息熵表示^[12]。对于离散信息源 $X=[x_1,x_2,\dots,x_i,\dots,x_q]$ 其概率空间 $P=[p_1,p_2,\dots,p_i,\dots,p_q]$ 。其中:*p_i* 为事件 *x_i* 出现的概率。信息源的熵,即包含的平均信息量定义为

$$H(X)=-K\sum_{i=1}^qP_i\ln P_i$$

(12)

式(12)给出了信息源总体特征的一个量,通过信息熵可以判定信源包含的信息量大小。对于彩色图像 *F*(*x*,*y*; λ),在 HVS 颜色空间中,这三个独立信息源对应的信息熵可分别为

$$H_H(X_H)=-K_H\sum_{i=1}^qP_{Hi}\ln P_{Hi},H_V(X_V)=-K_V\sum_{i=1}^qP_{Vi}\ln P_{Vi}$$

(13)

$$H_S(X_S)=-K_S\sum_{i=1}^qP_{Si}\ln P_{Si}$$

其中:系数 *K_H*、*K_V*、*K_S* 代表 *H*、*V*、*S* 各个信息源对图像整体信息量的贡献,且 *K_H*+*K_V*+*K_S*=1; *P_{Hi}*、*P_{Si}*、*P_{Vi}* 分别为在 *H*、*V*、*S* 各自空间中值为的像素出现的概率,且

$$P_{l,i}=\text{num}_{F_{l,i}(x,y;\lambda)}/(N\times M)$$

(14)

其中:*l*=*H*,*V*,*S*; *N* 和 *M* 分别代表图像行列值; num_{*F_{l,i}(*x*,*y*; λ)*} 表示在 *l* 通道下,像素值为 *i* 的图像像素的个数。

定义图像的整体熵为

$$H=H_H+H_V+H_S$$

(15)

它可以反映图像所包含信息量的大小,从而可以定量地进行图像层次的分析。

3.2 图像单元片区划分^[13]

对 1 帧 *N*×*M* 的彩色图像 *F*(*x*,*y*; λ),以 *n*×*m* 大小的子

窗口对图像进行单元区的划分, 形成单元区集 $\text{sub } G$, 设第 i, j 个片区为 S_{ij} , 且单元区划分后的图像大小为 $N' \times M'$; 则片区划分后

$$\text{sub } G = \begin{bmatrix} S_{11} & S_{12} & \cdots & S_{1M'-1} & S_{1M'} \\ S_{21} & S_{22} & \cdots & S_{2M'-1} & S_{2M'} \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ S_{l1} & S_{l2} & S_{lk} & S_{lM'-1} & S_{lM'} \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ S_{N1} & S_{N2} & \cdots & S_{N'M'-1} & S_{N'M'} \end{bmatrix} \quad (16)$$

其中: $N' = N/n$; $M' = M/m$, 且满足

$$\{ S_{l,k}(i,j) = F(x_i, y_j) \mid i = 0, 1, 2, \dots, n-1; j = 0, 1, 2, \dots, m-1 \}$$
$$x_i = n(l-1) + i; \quad l = 1, 2, \dots, N'; \quad y_j = m(k-1) + j; \quad k = 1, 2, \dots, M'$$

其中: $x_i \in [0, N]$; $y_i \in [0, M]$; $S_{l,k}(i,j)$ 表示第 (l,k) 个片区内相对坐标为 (i,j) 的像素颜色值; $F(x_i, y_i)$ 表示原图像上坐标为 (x_i, y_j) 的像素颜色值。

3.3 图像单元信息熵^[3]

下面对图像进行片区分割。对于一幅 512×512 图像, 取图像单元窗大小为 32×32 , 即 $m = 32, n = 32$ 此时图像单元的信息熵为

$$H_{l:32 \times 32}(X_l) = -K_l \sum_{i=1}^6 P_{li} \ln P_{li} \quad (17)$$

其中: P_{li} 为在 32×32 单元窗口中 l 通道下值 i ($i \in [0, 255]$) 出现的概率, $P_{li} = \text{num}_i / (32 \times 32)$; num_i 为在 32×32 单元窗口中某一通道下具有值为 i 的像素点总数。由此可见, 当 32×32 单元中的值相同时, 熵值最小, 且为 0, 而当 32×32 单元中的值均不相同, 熵值最大, 从而得到:

$$H_{l:32 \times 32; \min} = -K_l \times 1\,024 / (32 \times 32)$$
$$\ln [1\,024 / (32 \times 32)] = 0 \quad (18)$$

$H_{l:32 \times 32; \max} = -K_l \times 1\,024 / (32 \times 32) \ln [1\,024 / (32 \times 32)] = 10K_l$
其中: $l = H, V, S$ 。结合式(17)(18), 得到在某一通道下第 i 个单元窗口的单元熵的可视化表征:

$$E_{li} = |H_{l:32 \times 32; i}| / (H_{l:32 \times 32; i; \max} - H_{l:32 \times 32; i; \min}) \times (255 - 0)$$
$$l = H, V, S \quad (19)$$

若式(19)分母为 0, 则令 $E_{li} = 0$, 因此, 原图像在 H, V, S 某一通道下的熵图像可以表示为

$$E_l = (E_{i,j})_{N' \times M'} \quad (20)$$

其中: $(E_{i,j})_{N' \times M'}$ 为 N 行 M 列的单元熵图像矩阵。

4 CNN 的彩色图像边缘检测算法

定义 CNN 模板 如下:

$$A = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & a & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad B = \begin{bmatrix} b_{-1,-1} & B_{-1,0} & B_{-1,1} \\ B_{0,-1} & 0 & B_{0,1} \\ B_{1,-1} & B_{1,0} & B_{1,1} \end{bmatrix} \quad Z = z$$

这里 $a > 1$, $b_{k,l}$ 定义为如下的非线性函数 $b_{k,l}(\Delta u)$ 。其中 $\Delta u = f_{\text{win}}[(w_l(u_{i,jL} - u_{i+k,j+1L}) + w_c(u_{i,jC} - u_{i+k,j+1C})) / (w_l + w_c)]$ 。

$$b_{k,l} = \begin{cases} c & \text{if } |\Delta u| > g \\ -1 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (21)$$

4.1 大范围功能

给定一个静态 RGB 图像 P ; 输入 $U(t) = P$; 初始状态 $X(0) = O$; 边界条件为循环边界条件; 输出 $Y(t) \rightarrow Y(\infty)$ 边缘图像。

4.2 局部规则

$$u_{i,j}(0) \rightarrow y_{i,j}(\infty)$$

a) 任意黑色 $\rightarrow$ 黑色(相邻像素点中至少有三个像素满足

$|\Delta u| > g$);

b) 任意白色 $\rightarrow$ 白色(相邻像素点中至多有两个像素满足 $|\Delta u| > g$)。

4.3 定理

在满足上述 CNN 模板的大范围功能及局部规则的条件下, 并且其中的参数满足下述条件:

$$a > 1 \quad (22)$$

$$z + 3c > 5 \quad (23)$$

$$z + 2c < 6 \quad (24)$$

则该 CNN 模板可以实现彩色图像边缘检测的功能。

4.4 证明

CNN 的状态—输出方程为

$$x_{ij} = -x_{ij} + ay_{i,j} + w_{i,j} = g(x_{ij}) + w_{i,j} = h_{i,j}(x_{ij}, w_{i,j}) \quad (25)$$

$$w_{i,j} = z + \sum_{k=-1}^1 \sum_{l=-1}^1 b_{k,l}(u_{i+k,j+l}) \quad (26)$$

可以解出:

$$y_{i,j}(\infty) = \begin{cases} 1 & w_{i,j} > a-1 & x_{i,j}(0) \in (-\infty, \infty) \\ 1 & 1-a \leq w_{i,j} \leq a-1 & x_{i,j}(0) > -(a-1)/w_{i,j} \\ -(a-1)/w_{i,j} & 1-a \leq w_{i,j} \leq a-1 & x_{i,j}(0) = -(a-1)/w_{i,j} \\ -1 & 1-a \leq w_{i,j} \leq a-1 & x_{i,j}(0) > -(a-1)/w_{i,j} \\ -1 & w_{i,j} < 1-a & x_{i,j}(0) \in (-\infty, \infty) \end{cases} \quad (27)$$

设 p_s 为满足 $|\Delta u| \leq g$ 条件的相邻像素的个数;

设 p_d 为满足 $|\Delta u| > g$ 条件的相邻像素的个数。

$$w_{i,j} = z - p_s + cp_d = z - (8 - p_d) + cp_d = z - 8 + (1 + c)p_d \quad (28)$$

a) 如果像素点 $u_{i,j}$ 有至少三个相邻的点满足条件 $|\Delta u| > g$, 那么 $w_{i,j} = z - 8 + (1 + c)p_d \geq z - 8 + 3(1 + c)$, 则在 $x_{i,j}(0) = 0$ 的初始条件下, 当且仅当 $z - 8 + 3(1 + c) > 0$ $z + 3c > 5$ 成立时, $y_{i,j}(\infty) = 1$ 。

满足局部规则 a), 则得到式(23)。

b) 如果像素点 $u_{i,j}$ 有至多两个相邻的点满足条件 $|\Delta u| > g$, 那么 $w_{i,j} = z - 8 + (1 + c)p_d \leq z - 8 + (1 + c)2$, 则在 $x_{i,j}(0) = 0$ 的初始条件下, 当且仅当 $z - 8 + 2(1 + c) < 0$ $z + 2c < 6$ 成立时, $y_{i,j}(\infty) = -1$ 。

满足局部规则 b), 则得到式(24)。

证明完毕。

如在标准 CNN 模板 中取参数 $a = 2, c = 2, z = 1, g = 0.1$, 可得到模板 :

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

5 分块自适应彩色图像边缘检测算法

前面讨论得到的 CNN 模板, 它对彩色图像边缘检测的效果明显优于传统方法。但在该方法中, 仍然没有考虑图像不同区域性质的不同, 对一幅图像采用一组网络参数, 因而图像在含有噪声的情况下, 若选用较小的 g 值检测出的边缘中噪声引起的虚假边缘较多; 若通过增大 g 值来消除噪声引起的虚假边缘, 图像中的一些弱小边缘也会一同被除去, 虽然对噪声有较强的抑制作用, 但只能反映出图像的大的轮廓边缘。

鉴于以上不足, 为了达到在确保边缘准确的同时, 最大可能地去除由于噪声以及图像不均匀产生的伪边缘点, 采用熵来度量图像的各个子区域属于边缘区域、平滑区域还是复合区域, 进而确定一组合适的网络参数。对于平滑区域采用比较大的 g 值, 能够有效抑制噪声对边缘检测的影响; 对于边缘较多

的区域,采用比较小的 g 值,主要是为了得到比较精细的边缘。

本文提出对整幅图像进行分块自适应检测,根据图像单元信息熵进行分块,从而达到分块自适应的目的。

综上所述,本文算法如下:

a) 将待分析的 $N \times M$ 彩色图像分成大小为 $n \times m$ 的若干子区域。

b) 根据得出的公式,计算图像各子区域的单元信息熵,并用熵值来判断该区域的性质,即该区域是平滑区、边缘区还是属于介于两者之间的复合区。

c) 根据各子区域的性质,采用合适的 g 值。具体情况为:

(a) 若该子区域为平滑区域,参数 g 取值为 0.2。

(b) 若该子区域为复合区域,参数 g 取值为 0.15。

(c) 若该子区域为边缘区域,参数 g 取值为 0.1。

d) 将常数 g 变成 $N \times M$ 的矩阵 G ,将 G 代入得到的 CNN 模板中,得到新的 CNN 模板。新模板可以实现自适应地检测彩色图像的边缘。

6 实验结果及分析

为了验证本文算法效果,采用了三幅大小为 512×512 并且具有明显差异的分析图片,在 MATLAB 7.0 中进行仿真实验。实验显示:新方法较好地描述了原图像的边缘特征。其边缘结果与人眼的感知更加吻合,如图 1 中 Lena 图像的脸部区域。另外,在图像含有丰富细节或微小变化的区域,新方法也取得了优于其他算子的结果,如图 1 所示。



图1 由不同的边缘检测算子获得边缘图

为了检验该方法对于噪声图像的有效性,本文使用含有不同种类的噪声图像对新方法进行了测试,其中对加入椒盐噪声图像的对比结果如图 2 所示。实验显示:即使对于含噪声的图像,本文算法仍然可以提取出很多重要的边缘,达到了在去除噪声的同时保证了边缘检测的准确性。

7 结束语

本文提出了一种基于 CNN 的分块自适应彩色图像边缘检测算法。在保持了 CNN 模型主要结构的同时,结合 HVS 的特点,对整幅图像进行分块自适应检测,采用熵来度量图像各个子区域的不同性质,然后根据该区域的性质选择一组合适的网络参数,对提取该区域图像边缘的 CNN 模板进行了理论分析和鲁棒性研究。新方法的主要优点在于,在确保边缘检测准确的同时,去除由于噪声以及图像灰度不均匀产生的伪边缘点。

仿真实验表明本文算法在对受噪声污染较严重的图像进行边缘检测时,检测结果明显优于目前现有边缘检测方法。CNN 方法最突出的优点是它能高速并行计算,且处理速度与图像大小无关,还便于硬件实现,这使得它在图像实时处理方面具有广泛的应用前景。



图2 不同的边缘检测算子获得的边缘图(椒盐噪声)

参考文献:

[1] ASTLEMAN K R. Digital image processing [M]. 北京:清华大学出版社,2002.

[2] SONKA M, HLAVAC V, BOYLE R. Image processing, analysis, and machine vision [M]. 2nd ed. Boston: Thomson Brooks/Cole, 1998.

[3] ROGERS D F. Procedural elements for computer graphics [M]. New York: McGraw Hill Education, 1984.

[4] CANNY J. A computational approach to edge detection [J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1986, 8 (6): 679-698.

[5] CHUA L O, YANG L. Cellular neural networks: theory [J]. IEEE Trans on Circuits Syst, 1988, 35 (10): 1257-1272.

[6] CHUA L O, YANG L. Cellular neural networks: application [J]. IEEE Trans on Circuits Syst, 1988, 35 (10): 1273-1290.

[7] DALY S. A visual model for optimizing the design of image processing algorithms [C] // Proc of IEEE International Conference on Image Processing. Austin, Texas: [s. n.], 1994: 16-20.

[8] ZEKEI S. A vision of the brain [M]. Oxford: Blackwell Scientific Publications, 1993.

[9] WANDELL B. Foundations of vision [M]. 1st ed. Sunderland: Sinauer Associates Inc, 1995.

[10] KAISER P, BOYNTON R. Human color vision [M]. Washington DC: Optical Society of America, 1996.

[11] 林生佑,石教英.基于HVS的彩色图像边缘检测算子[J].中国图象图形学报,2005,10(1):43-47.

[12] 冈萨雷斯.数字图像处理[M].北京:电子工业出版社,2003:224-246.

[13] 凌建国,刘小军,徐心和,等.基于熵的变分辨率彩色图像分割[J].上海交通大学学报,2005,39(12):51-54.

[14] CHAO C H, DHAWAN A P. Edge detection using a Hopfield neural network [J]. Optical Engineering, 1994, 33: 3739-3747.