

一种用于森林红外图像动物边缘检测算法

胡刚毅, 秦明明, 荣 剑

(西南林业大学 计算机与信息学院, 云南 昆明 650224)

摘要: 文中提出了一种基于遗传算法并考虑空域距离关系来设计细胞神经网络模板参数并实现森林红外图像动物边缘检测的算法。仿真结果表明, 该算法与其他的森林红外图像边缘检测算法相比, 能很好地抑制噪声对边缘检测的干扰, 保留边缘信息, 同时能较好地检测出红外图像动物的边缘, 检测精度高, 具有良好的应用前景。

关键词: 森林红外图像; 动物边缘检测; 细胞神经网络; 空域距离

中图分类号: TP399 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-8891(2016)08-0709-05

An Algorithm for Animal Edge Detection in Forest Infrared Image

HU Gangyi, QIN Mingming, RONG Jian

(College of computer and information, Southwest forestry university, Kunming 650224, China)

Abstract: This paper proposes an algorithm based on genetic algorithm and considering the spatial distance factor to design the template parameters of cellular neural networks. Then this algorithm is used to realize the animal edge detection in forest infrared image. The simulation results show that: comparing with other edge detection algorithm in forest infrared image, this algorithm can effectively suppress noise on edge detection, and preserve the edge information. It can detect the infrared image edge of the animal much better. The detection precision is high, which has a good application prospect.

Key words: forest infrared image, animal edge detection, cellular neural network, spatial distance

0 引言

森林红外图像处理过程中, 目标边缘的检测显得十分重要, 它不仅携带了大部分的信息, 也是后续生物数据采集、目标识别的重要依据。而森林红外图像具有背景噪声大、边缘信息模糊及对比度低的特点。如何能够精确地获得森林红外图像中的动物边缘信息, 已成为森林经理学的研究重点。经典的边缘检测的算法有 Roberts、Laplace、Sobel、Prewitt 和 Canny 等^[1]。Roberts 算法和 Laplace 算法定位精度较高, 但对噪声较为敏感。Sobel 算法和 Prewitt 算法对噪声具有较好的平滑作用, 但同时也平滑了真正的边缘, 定位精度不高。而 Canny 算法的阈值需要人为设定, 容易造成边缘丢失或者检测出假边缘。国内外已有学者提出了借助细胞神经网络对含噪图像进行边缘检测的算法, 仿真实验说明该方法具有一定的实用性, 但是在细胞神经网络的具体参数模板的求解上和边缘检测上有不稳定等情况^[2-5]。通过研究我们发现, 结合

遗传算法来进行设计 CNN 的模板^[6], 并在求解模板的过程中, 同时考虑窗口内各个像素点与中心像素点的灰度差异和空域距离关系, 能取得较好的效果。

1 细胞神经网络结构模型

细胞神经网络 (Cellular Neural Network, CNN) 是 1998 年由美国加州大学伯克利分校的 L. O. Chua 教授提出, 它是一种非线性、局部连通的神经网络, 具有并行性、运算速度快等特点。

图 1 是细胞神经网络的 3×3 局域互联模型结构, 它的整个结构由 $M \times N$ 细胞元组成, 且第 i 行第 j 列的细胞元只会与邻域内的细胞元进行连接, 非直接相连的细胞元通过动态的传播进行作用^[7-8]。

领域 $N_{ij}(r)$ 被定义为:

$$N_{ij}(r) = \{C_{ab} | \max(|a-i|, |b-j|) \leq r, 1 \leq a \leq M, 1 \leq b \leq N\} \quad (1)$$

式中: r 为细胞元 C_{ij} 的领域半径; $C_{a,b}$ 为细胞元 C_{ij} 领域内的细胞元。

收稿日期: 2016-01-05; 修订日期: 2016-03-08.

作者简介: 胡刚毅 (1982-), 男, 湖南衡阳人, 硕士, 讲师, 主要从事图像信息处理、嵌入式系统设计研究。

基金项目: 云南省教育厅科学研究基金项目 (2015Y286)。

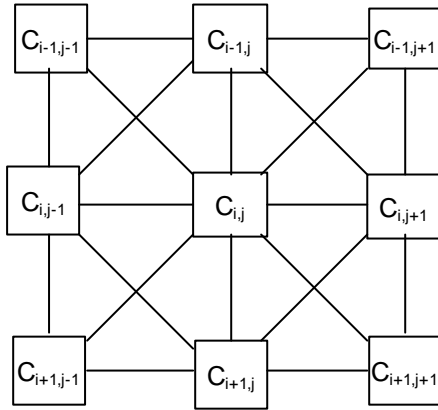


图1 细胞神经网络中细胞 C_{ij} 模型结构图

Fig.1 The model structure of cell C_{ij} in the Cellular Neural Network

在 $M \times N$ 局域互联模型结构中, 任意细胞元 C_{ij} 的电路模型都由线性元件与非线性电路组成, 每个细胞元 C_{ij} 都包括了输入变量、输出变量、阈值、状态变量组成。用一阶非线性微分方程来表示细胞元 C_{ij} 的动态方程为:

$$C \frac{dx_{ij}(t)}{dt} = -\frac{x_{ij}(t)}{R_x} + \sum_{k,l \in N_{ij}(r)} A_{kl} y_{kl}(t) + \sum_{k,l \in N_{ij}(r)} B_{kl} u_{kl} + I_{ij} \quad (2)$$

式中: $1 \leq i \leq M$, $1 \leq j \leq N$, x_{ij} 是状态变量; y_{kl} 是输出变量; u_{kl} 是输入变量; I_{ij} 是阈值; A 是反馈系数; B 是控制系数。一般将 A 、 B 、 I 称为细胞神经网络的模板, 不同的模板值决定了细胞神经网络动态变化的功能, CNN 正是通过对 A 、 B 、 I 的设计来实现并行快速处理图像的目的^[9]。

目前通用的 CNN 边缘提取的模板的格式如下式, 文中主要将基于空域距离的遗传算法用于该模板设计中^[10]:

$$\begin{aligned} A - \text{template: } A &= \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & a_1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \\ B - \text{template: } B &= \begin{bmatrix} b_1 & b_2 & b_1 \\ b_2 & b_3 & b_2 \\ b_1 & b_2 & b_1 \end{bmatrix} \\ I &= i \end{aligned} \quad (3)$$

由上述模板的格式可知, 只需要优化 a_1 、 b_1 、 b_2 、 b_3 、 i 这 5 个参数即可。

由于输入图像是多灰度等级的图像, 所以细胞神经网络在处理图像的过程中不停的更新状态, 且最后

必须达到一个稳定态。细胞神经网络的能量函数 Lyapunov 函数被定义为:

$$E(t) = -\frac{1}{2} \sum_{(i,j)} \sum_{(k,l)} A_{kl} y_{kl}(t) y_{ij}(t) + \frac{1}{2R_x} \sum_{(i,j)} y_{ij}^2(t) - \sum_{(i,j)} \sum_{(k,l)} B_{kl} u_{kl} y_{ij}(t) - \sum_{(i,j)} I_{ij} y_{ij}(t) \quad (4)$$

可以证明, 上式是收敛的, 在进行基于空域距离的遗传算法的设计过程中, 把上式(4)作为适应度函数。

2 基于空域距离的 CNN_SGA 算法设置

本文采用遗传算法与细胞神经网络算法相结合的方法来进行森林红外图像动物目标边缘检测, 在利用遗传算法训练细胞神经网络的模板时, 考虑了对应邻域窗口内各像素同中心像素间的相对距离, 并利用遗传算法良好的全局搜索能力和快速收敛特性, 得到细胞神经网络的模板。

2.1 空域距离

由式(3)细胞神经网络的模板公式可知, a_1 、 b_1 、 b_2 、 b_3 、 i 这 5 个参数在用 CNN 进行图像边缘检测中发挥着重要的作用, 如何准确得到适用于森林红外图像的动物边缘提取的模板, 已成为该算法的关键。

由 CNN 的边缘提取原理知, CNN 是对图像的每个像素考察它的某个邻域内灰度的变化, 利用边缘邻近一阶或二阶方向导数变化检测到亮度值的不连续性, 从而检测出边缘。这种方法很容易把一幅图像中有些噪音或者其他的如石头、树枝等非动物的边缘检测出来, 进而降低后续图像处理对人体或动物等需要的目标的追踪能力, 主要原因是在模板计算中, 没有考虑各像素同中心像素间的相对距离。实际上, 在模板计算中, 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差异(灰度值差异越大, 则相似性越小), 在空域分布上也存在一定的关系, (距离中心像素越远, 则相似性越小), 基于此, 本文提出了一种算法, 即考虑所得边缘点与中心像素之间的距离来判断是否是伪边缘, 如果某点距离中心像素太远, 就舍去。为此, 对模板 A 、 B 、 I 进行如下约束^[11]。

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

式中: $\Delta u_{i,j}$ ($0 \leq i \leq M$, $0 \leq j \leq N$) 表示模板内各像素同中心像素的灰度值差异; $\Delta d_{i,j}$ ($0 \leq i \leq M$, $0 \leq j \leq N$) 代表一个模板的领域内各像素同中心像素间的相对距离。 t

为约束变量； $w_{k,l}^s(k,l \in \{-r, -(r-1), \dots, -1, 0, 1, \dots, r-1, r\})$ 为窗口内的领域内空域因子，从空域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^[11]：

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

式中：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； $(i, j)(0 \leq i \leq M, 0 \leq j \leq N)$ 为局部邻域窗口内中心像素的空域坐标； $(i+k, j+l)$ 为窗口内其他各像素的空域坐标，故上式 $w_{k,l}^s$ 可以简化为：

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

由上式可知，邻域窗口内的像素距离中心像素越近，则 $\max(|k|, |l|)$ 就越小，从而 $w_{k,l}^s$ 便越大。我们在进行 CNN 模板数据的计算时，正是考虑这样一个空域距离的影响^[11]。

2.2 遗传算法优化 CNN 模板参数

1) 选择操作

选择操作是从种群中选出适应度高的个体。本文采用基于适应度比例的选择策略（即轮盘赌选择法，适应度越大的个体被选中的概率越大，这样有利于遗传算法朝后代最优的方向进化），对个体 C_{ij} 进行选择操作，个体的选择概率 p_{ij} 计算公式为：

$$f_{ij} = k / F_{ij}, \quad p_{ij} = f_{ij} / \sum f_{ij} \quad (7)$$

式中： F_{ij} 为个体 C_{ij} 的适应度值； k 为常数； f_{ij} 为中间变量。

2) 交叉操作

以一定的交叉概率对两个父个体的染色体随机搭配单点交叉成对，从而产生两个新的子个体，为了防止过早出现局部收敛而损失最优解的现象，交叉概率按照下式确定^[12]：

$$p_{\text{cross}} = \begin{cases} k_1 \frac{f_{\text{max}} - f'}{f_{\text{max}} - f_{\text{avg}}}, & f' \geq f_{\text{avg}} \\ k_2, & f' < f_{\text{avg}} \end{cases} \quad (8)$$

式中： f_{max} 是种群个体最大适应度值； f' 是交叉个体较大的适应度值； f_{avg} 是种群个体平均适应度值。

3) 变异操作

通过小概率对个体染色体进行突变，从而提高改进遗传算法的局部随机搜索能力及确保种群个体的多样性。 a_{ij} 的变异操作采用如下两个等式^[12]：

$$a_{ij} = \begin{cases} a_{ij} + (a_{ij} - a_{\text{max}}) * f(g) & r > 0.5 \\ a_{ij} + (a_{\text{min}} - a_{ij}) * f(g) & r \leq 0.5 \end{cases}$$

$$f(g) = r_1 \left(1 - \frac{g}{G_{\text{max}}}\right)^2 \quad (9)$$

式中： a_{max} 是个体 a_{ij} 染色体的上界； a_{min} 是个体 a_{ij} 染色体的下界； r_1 是随机数； g 是当前迭代次数； G_{max} 是最大进化次数； $r \in [0, 1]$ 。

2.3 基于空域距离的 CNN_SGA 算法

遗传算法将预处理后的红外图像经过选择、交叉、变异等遗传算子迭代得到中心像素点，而后将各点与中心像素点的相对空域距离进行比较，屏蔽距离较远的点，进而得到 CNN 所需处理功能的模板。CNN 采用遗传算法设计的模板对森林红外图像进行动态运算，最后收敛并输出二进制动物边缘图像。图 2 为细胞神经网络结合基于空域距离的遗传算法设计 CNN 模板进行红外图像的动物边缘检测流程图。

3 实验结果及分析

为了验证本文提出基于空域距离的遗传算法结合细胞神经网络算法（CNN_SGA）进行森林红外图像动物边缘检测的性能，本文给出一组实验用来比较本算法与其他 3 种算法（Sobel、Canny 和 CNN_GA）的性能。图 3(a) 为一幅大小为 256×256 的刺猬红外图像，从图可见该图像中的目标除刺猬外，还有树枝、草丛等。分别利用 Sobel、Canny、CNN_GA 和本文提出的改进算法 CNN_SGA 进行刺猬图像的轮廓探测，检测结果分别如图 3(b)、3(c)、3(d) 和 3(e) 所示。

由图 3(b) 可知，Sobel 算子在检测刺猬红外图像中，效果不是很理想，目标边缘淹没在其他杂质中。图 3(c) 可知，Canny 算法在检测刺猬红外图像中，检测到了树枝、花草、石头之类的伪边缘，这对后续对动物的目标跟踪很不理想。由图 3(d) 和图 3(e) 可知，相对于 Sobel 和 Canny 算法，CNN_GA 和 CNN_SGA 检测刺猬红外图像中的目标物体轮廓时效果明显得到了改善，并且屏蔽了树枝、花草等非目标。相比较 CNN_GA 而言，CNN_SGA 得到的目标更加精确，不需要的目标边缘明显减少，视觉效果更好，综上所述，在对刺猬红外图像边缘检测中，CNN_SGA 算法明显占优势。

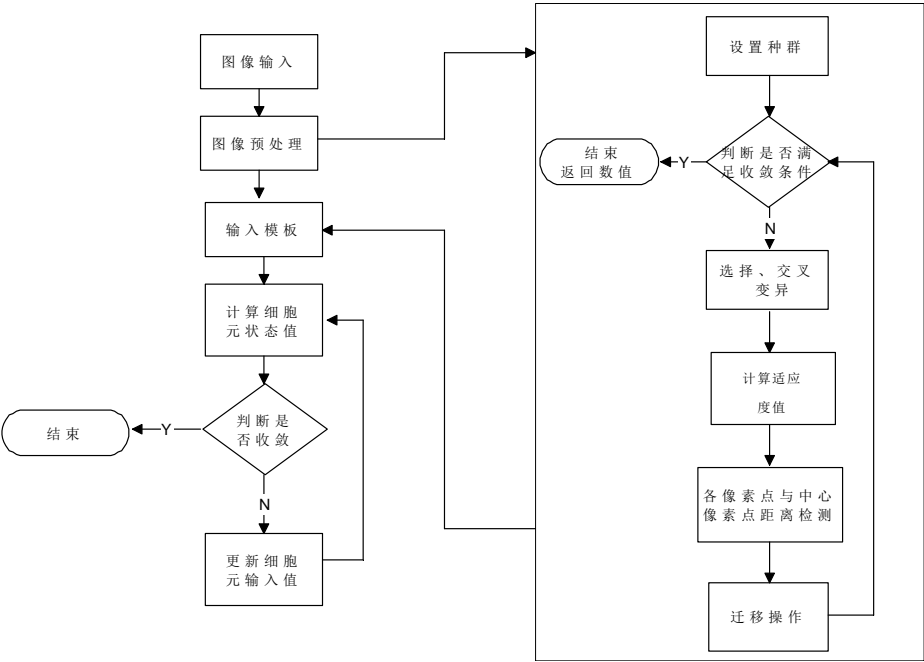


图 2 细胞神经网络结合基于空域距离的遗传算法设计 CNN 模板进行红外图像的动物边缘检测流程图

Fig.2 The flow chart which is used the cellular neural network for animal edge detection in forest infrared image(The CNN templates are designed by GA algorithm based on space)

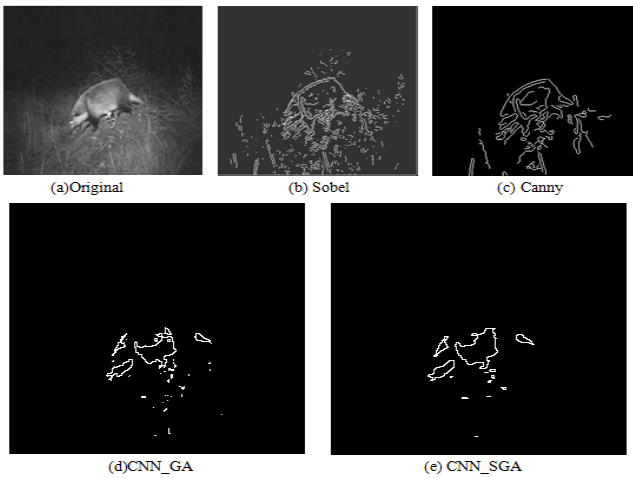


图 3 刺猬红外图像边缘检测结果比较

Fig.3 Comparison the edge detection results of hedgehog infrared image

图 4(a)是一幅羚羊的红外图像，大小为 512×512，从该图像可知，该图像除了有羚羊，还有树枝、地面石子等诸多边缘，且树枝边缘很明显。分别用 Sobel、Canny，CNN_GA 和 CNN_SGA 进行该羚羊红外图像的边缘检测。检测结果如图 4(b)、4(c)、4(d) 和 4(e)所示。

由图 4(b)可知，Sobel 算子检测到的图像中，树枝边缘比较明显，已很难分清目标图像（羚羊）和非目标图像。图 4(c)经 Canny 算法得到的羚羊图像的边缘稍微好些，但是也湮没了目标图像，很难区分开来。相对于 Sobel 和 Canny 算法，由图 4(d)和图 4(e)

可知，CNN_GA 和 CNN_SGA 的检测效果明显要好得多，能明显看出目标图像的边缘是一只羊，并且背景的树枝等已经被屏蔽。而相对于 CNN_GA，CNN_SGA 算法屏蔽了更多的非目标信息，如地上的石子，背景中的一个树枝等。并且羚羊的鼻子、嘴巴等信息更加清晰。

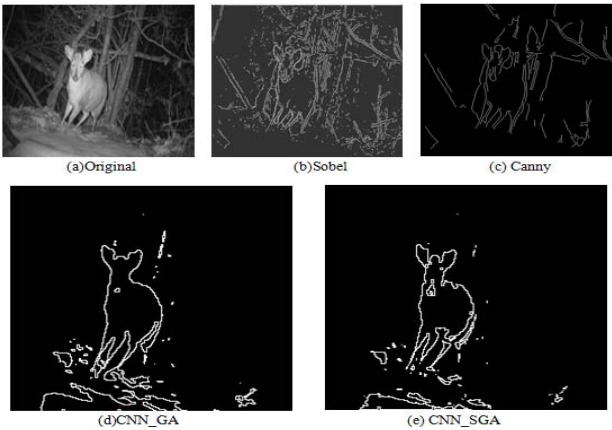


图 4 羚羊红外图像边缘检测结果比较

Fig.4 Comparison the edge detection results of antelope infrared image

为了定量分析本文算法在检测森林红外图像动物边缘信息的优势，采用苑玮琦提出的评价边缘检测算法的误差分析扫描法^[13]，即定位错误非边缘像素与真实边缘像素点数之比。其中错误非边缘包括真实的边缘没有检测到（即漏检），以及非边缘像素点被错误检测为边缘点（即误检）。采用这种评价方法对羚

羊图像的检测结果进行评价，将上述 Sobel 算子、Canny 算法、基于遗传算法的细胞神经网络算法（CNN_GA），以及考虑空域距离的基于遗传算法的细胞网络算法（CNN_SGA）进行评价。得到如表 1 所示结果。

表 1 各算法的定位误差统计表

Table 1 The positioning error rate statistics for each algorithm			
算法	漏检率	误检率	综合定位误差
CNN_SGA	0.03%	1.23%	1.47%
CNN_GA	0.06%	2.08%	4.21%
Canny	0.27%	10.34%	12.05%
Sobel	0.05%	21.57%	24.32%

从该结果可以看出，本文考虑空域距离的基于遗传算法的细胞网络算法（CNN_SGA）对森林红外图像动物目标进行边缘检测，其漏检率、误检率和综合定位误差具有明显优势。

4 结论

针对红外图像的动物边缘检测，本文提出了一种基于空域距离的遗传算法结合细胞神经网络算法（CNN_SGA）进行森林红外图像动物边缘检测，该算法中，CNN 的模板参数的计算，不仅考虑了邻域内各像素点的灰度值的差异，还考虑了各像素点与中心像素点的空域距离，屏蔽了距离较远的点。实验结果表明，相对于其他算法，本文算法能更加清晰、准确地检测出森林红外图像中动物的边缘信息，屏蔽了后续处理中不需要的树枝、石子、花草等冗余信息，从而极大地提高了后续目标跟踪处理速度。因此，基于遗传算法并考虑空域距离关系为细胞神经网络参数的优化提供了一条新途径，同时也为动物红外图像的边缘检测提供了一个新的方法。

参考文献：

[1] YU Yuanhui, CHANG Chinchun. A new edge detection approach based on image context analysis[J]. *Image and Vision Computing*, 2006(10): 1090-1102.

[2] 卢珊萍, 于盛林. 基于粒子群算法的细胞神经网络模板参数设计[J]. *计算机技术与发展*, 2009(4): 83-86.

LU Shanping, YU Shenglin. A template design method for cellular neural network based on particle swarm optimizer algorithm[J]. *Computer Technology And Development*, 2009(4): 83-86.

[3] Basturk A, Gunay E. Clonal selection algorithm based cloning template learning for edge detection in digital images with CNN[C]//*Signal*

Processing, Communication and Applications Conference, Aydin, 2008: 1-4.

[4] Alper Basturk, Enis Gunay. Efficient edge detection in digital images using a cellular neural network optimized by differential evolution algorithm[J]. *Expert Systems with Applications*, 2009, **36**: 2645-2650.

[5] 刘万军, 姜庆玲, 张闯. 基于 CNN 彩色图像边缘检测的车牌定位方法[J]. *自动化学报*, 2009(12): 1503-1512.

LIU Wanjun, JIANG Qingling, ZHANG Chuang. A novel approach for vehicle license plate locating based on CNN color image edge detection[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2009(12): 1503-1512.

[6] 程莹, 刘文波. 基于自适应遗传算法的细胞神经网络模板设计[J]. *计算机技术与发展*, 2008(5): 54-56.

CHENG Ying, LIU Wenbo. Design on CNN template parameters based on adaptive genetic algorithm[J]. *Computer Technology and Development*, 2008(5): 54-56.

[7] Azian Azamimi Abdullah, Bu Sze Chize, Zulkarnay Zakaria. Design of cellular neural network (CNN) simulator based on Matlab for brain tumor detection[J]. *Journal of Medical Imaging and Health Informatics*, 2012(1): 1-11.

[8] Tukul M, Yalcin M E. A new architecture for cellular neural network on reconfigurable hardware with an advance memory allocation method[C]//*Cellular Nanoscale Networks and Their Applications*, 2010: 1-6.

[9] LI Huaqing, LIAO Xiaofeng, LI Chuandong, et al. Edge detection of noisy images based on cellular neural networks[J]. *Commun. Nonlinear Sci. Numer. Simulate*, 2011, **16**: 3746-3759.

[10] WANG Wei, YANG Lijun, XIE Yuting, et al. Edge detection of infrared image with CNN_DGA algorithm[J]. *Optik-International Journal for Light and Electron Optics*, 2014: 464-467.

[11] 张文娟, 康家银. 一种用于轮廓线探测的 CNN 改进算法[J]. *系统仿真学报*, 2012(1): 141-144.

ZHANG Wenjuan, KANG JiaYin. A modified CNN algorithm for contour detection[J]. *Journal of System Simulation*, 2012(1): 141-144.

[12] 安友伟. 人体热红外图像边缘检测算法及 FPGA 实现[D]. 重庆: 重庆邮电大学, 2013.

AN Youwei. Human Thermal Infrared Image Edge Detection Algorithm and FPGA Implementation[D]. Chongqing: Chongqing University of Posts and Telecommunication, 2013.

[13] 苑玮琦, 李雪. 一种边缘检测效果评价方法的研究[J]. *微计算机信息*, 2007(11): 304-305.

YUAN WeiQi, LI Xue. Research on a method for evaluating the effect of edge detection[J]. *Microcomputer Information*, 2007(11): 304-305.