

基于深度学习的二值图像目标轮廓识别算法

李 菊 霞

(山西农业大学 信息科学与工程学院, 山西 晋中 030801)

摘要: 针对传统目标轮廓识别算法对图像目标轮廓识别精度较低、效果较差的问题, 提出一种基于深度学习的二值图像目标轮廓识别算法. 首先, 选取深度学习算法中的深度卷积网络算法识别二值图像目标轮廓, 将二值图像划分为不重叠的、大小相同的子块图像输入深度卷积网络第一层; 其次, 卷积网络中的滤波器(卷积核)采用传统神经网络算法优化的代价函数对输入子块图像实施卷积滤波, 并将卷积滤波后下采样图像发送至第二层, 第二层经过相同处理后将结果输入第三层, 第三层输出图像即为该子块目标轮廓识别结果; 最后, 所有子块识别结束后在输出层通过全连接方法将其聚类, 并输出最终二值图像目标轮廓识别结果. 实验结果表明, 该算法识别 15 幅二值图像目标轮廓的识别精度平均为 98.75%, 信噪比平均为 2.42, 识别效果较优.

关键词: 深度学习; 二值图像; 目标; 轮廓; 识别算法

中图分类号: TP391 **文献标志码:** A **文章编号:** 1671-5489(2020)05-1189-06

Binary Image Target Contour Recognition Algorithm Based on Deep Learning

LI Juxia

(College of Information Science and Engineering, Shanxi Agricultural University, Jinzhong 030801, Shanxi Province, China)

Abstract: Aiming at the problem of low accuracy and poor effect of traditional target contour recognition algorithm for image target contour recognition, the author proposed a binary image target contour recognition algorithm based on deep learning. Firstly, the deep convolution network algorithm in the deep learning algorithm was selected to recognize the target contour of binary image, and the binary image was divided into non overlapping sub block images with the same size and input into the first layer of the deep convolution network. Secondly, the filter (convolution kernel) in the convolution network used the cost function optimized by the traditional neural network algorithm to implement convolution filtering on the input sub block image, and sent the down sampling image after convolution filtering to the second layer. After the same processing, the second layer input the result into the third layer, and the output image of the third layer was the target contour recognition result of the sub block. Finally, after all the sub blocks were recognized, all the sub blocks were clustered in the output layer by the full connection method, and the final binary image target contour recognition results were output. The experimental results show that the average recognition accuracy of 15 binary images is 98.75%, the average signal-to-noise ratio is 2.42, and the recognition effect is better.

收稿日期: 2019-11-25.

作者简介: 李菊霞(1977—), 女, 汉族, 硕士, 副教授, 从事农业信息化、图像处理与计算机应用的研究. E-mail: lijx@sxau@163.com.
基金项目: 山西省重点研发计划专项基金(批准号: 201803D221028-7).

Keywords: deep learning; binary image; target; contour; recognition algorithm

图像目标轮廓识别是图像处理及计算机视觉领域的重要研究课题. 图像目标轮廓中包含图像大部分信息特征, 图像目标轮廓的精确识别可辅助图像分析^[1], 有效获取图像边界信息. 图像的目标轮廓识别广泛应用于医学、航空、地理等领域^[2]. 目前, 图像目标轮廓识别算法较多, 杜馨瑜等^[3]提出了一种基于深度学习的铁道塞钉自动检测算法, 能自动从候选目标区域逐层提取最能表现塞钉特征的特征图像, 从而实现塞钉的自动定位; Canny 算法选取最优化数值方法识别, 通过双阈值设置可较好地检测边缘算子问题, 但识别结果中包含细节过多. 针对上述算法的缺陷, 本文提出一种基于深度学习的二值图像目标轮廓识别算法, 将深度学习算法中应用较广的深度卷积网络应用于二值图像目标轮廓识别中, 利用深度卷积网络实现算法自主识别, 以有效减少待识别图像的背景信息, 准确识别图像目标轮廓, 且可改善上述算法中所识别图像目标轮廓细节过多的缺陷, 可应用于复杂二值图像的目标轮廓识别.

1 二值图像目标轮廓识别算法

1.1 深度卷积网络

深度卷积网络通过描述图像信息的后验概率提升目标轮廓识别精准性^[4]. 深度卷积网络主要包括特征提取层和特征映射层. 其中特征提取层又称为卷积层, 卷积层将滤波与图像卷积后获取图像特征图谱; 特征映射层又称为下采样层^[5], 通过下采样层的多层结构处理图像信息. 下采样层根据神经网络形式连接各映射层, 其中映射层均为平面, 利用约束神经元共享网络权值使图像经过平移、缩放及旋转等情形下均保持不变性. 通过全连接方法将多级卷积层与下采样层连接, 最终结果通过输出层输出^[6].

深度卷积网络中包括众多卷积层及下采样层, 图像目标轮廓的特征提取主要通过卷积层实现^[7], 图像目标轮廓的特征运算主要通过下采样层实现. 深度卷积网络中卷积核下采样过程如图 1 所示.

深度卷积网络卷积过程中利用可训练的滤波器(卷积核) f_x 卷积运算输入的二值图像, 通过添加偏置 b_x 获取卷积层 C_x . 先将二值图像中的每邻域 4 个像素求平均后合并为一个像素, 先加权 W_{x+1} 再添加偏置 b_{x+1} , 利用激活 Sigmoid 函数, 形成缩小至 1/4 的映射图像 S_{x+1} 为子采样过程. 利用不同的卷积核在卷积过程中可提取差异特征, 且权值共享过程中使目标轮廓识别过程简化^[8], 下采样过程的目的是提取二次特征, 降低二值图像维度且增加识别目标轮廓的鲁棒性. 将上述过程重复多次, 即可获得深度卷积网络. 深度卷积网络结构如图 2 所示.

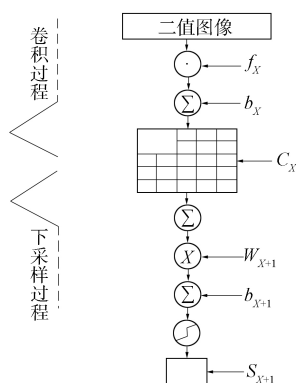


图 1 卷积核下采样过程

Fig.1 Down sampling process of convolution kernel

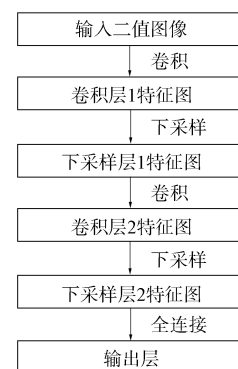


图 2 深度卷积网络结构

Fig.2 Deep convolution network structure

深度卷积网络中卷积层节点输出公式为

$$a_n^l = f\left(\sum_{\forall m} (a_m^{l-1} * k_{m,n}^l) + b_n^l\right), \quad (1)$$

其中: a_n^l 表示当前层的特征图; a_m^{l-1} 和 $k_{m,n}^l$ 分别表示上一层的特征图及上一层 m 个特征图至当前层 n 个特征图间的卷积核; $f(x) = 1/(1+e^{-x})$ 和 b_n^l 分别表示神经元激活函数及神经元偏置. 当前层的特征图是卷积核与上层特征图谱的卷积核响应结果, 通过差异卷积核可获取图像中的不同特征^[9]. 下采

样层节点输出公式为

$$a_n^l = f\left(W_n^l \times \frac{1}{s^2} \sum_{s \times s} a_n^{l-1} + b_n^l\right), \quad (2)$$

其中 $s \times s$ 和 W_n^l 分别表示下采样模板尺度及模板权值. 可选取最大值下采样、随机下采样及均值下采样等方法采样, 深度卷积神经网络输出层通过全连接方法将所有子块聚类, 最终输出公式为

$$a_n^{\text{out}} = f\left(\sum_m (a_m^{\text{out}-1} \star k_{m,n}^{\text{out}}) + b_n^{\text{out}}\right), \quad (3)$$

其中: $a_m^{\text{out}-1}$ 表示聚类后的上一层特征图; $k_{m,n}^{\text{out}}$ 表示聚类后上一层 m 个特征图至当前层 n 个特征图间的卷积核; b_n^{out} 表示聚类后的神经元偏置.

1.2 深度卷积网络代价函数优化

为获取精准的识别特征, 使全搜索缩小至更有利于识别的空间, 将传统神经网络算法应用于深度卷积网络中优化深度卷积网络代价函数^[10]. 设二值图像中的样本数为 m , 由 m 个样本组成的样本集为 $\{(x^{(1)}, y^{(1)}), \dots, (x^{(m)}, y^{(m)})\}$, 样本集中包含类别数为 n , 样本 $x^{(i)}$ 对应类别标签用 $y^{(i)}$ 表示, 可得深度卷积网络基本代价函数为

$$J(W, b) = R(W, b) = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m J(W, b; x^{(i)}, y^{(i)}) = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \left(\frac{1}{2} \|h_{w,b}(x^{(i)}) - y^{(i)}\|^2 \right), \quad (4)$$

其中: W 和 b 分别为各层单元间连接权值和偏置项; $h_{w,b}(x^{(i)})$ 表示预测值, 即深度卷积网络最终层输出; 优化网络目标是基于参数 W 和 b 获取函数 $J(W, b)$ 的最小值^[11], 通过梯度下降法优化目标函数为

$$W_{ij}^{(l)} = W_{ij}^{(l)} - \alpha \frac{\partial}{\partial W_{ij}^{(l)}} J(W, b), \quad (5)$$

$$b_i^{(l)} = b_i^{(l)} - \alpha \frac{\partial}{\partial b_i^{(l)}} J(W, b), \quad (6)$$

其中: α 表示学习速率; $b_i^{(l)}$ 表示 i 层单元间偏置项; $W_{ij}^{(l)}$ 表示 i 层单元间连接权值.

通过反向传播算法求解式(5)和式(6)的偏导数. 反向传播算法需先向前向传播^[12], 获取网络最终输出值 $h_{w,b}(x^{(i)})$ 后, 再通过网络最终输出值与实际标签间距获取各层残差 $\delta_i^{(nl)}$, 其中 nl 表示输出层, 最终得到式(5)和式(6)的偏导数. 利用传统神经网络算法获取最终层残差为

$$\delta_i^{(nl)} = \frac{\partial J_1}{\partial Z_i^{(nl)}} = \frac{\partial}{\partial Z_i^{(nl)}} \frac{1}{2} \|h_{w,b}(x^{(i)}) - y^{(i)}\|^2, \quad (7)$$

其中 $Z_i^{(l)}$ 和 $Z_i^{(nl)}$ 分别为第 l 层与最后一层第 i 单元输入的加权和.

2 算法设计

通过优化深度卷积网络代价函数, 令深度卷积网络增强图像目标的理解能力, 可较好表示二值图像的目标轮廓特征^[13]. 采用深度卷积网络识别二值图像目标轮廓算法步骤如下:

- 1) 设置二值图像尺寸为 $M \times N$, 输入图像与输出图像分别为 x 和 y ; 用 f_{sub} 表示输入图像子块长度; 第一、二、三层滤波器长度分别为 f_1, f_2, f_3 ;
- 2) 将二值图像划分为不重叠的大小为 $f_{\text{sub}} \times f_{\text{sub}}$ 的子块图像, 当输入的二值图像长度小于 f_{sub} 的整数倍时, 需将大小小于 f_{sub} 的子块图像内扩至 f_{sub} ;
- 3) 将大小为 $f_{\text{sub}} \times f_{\text{sub}}$ 的子块图像输入深度卷积网络第一层, 通过大小为 $f_1 \times f_1$ 的滤波器对输入的子块图像进行卷积滤波, 优化后的目标函数作为滤波器参数;
- 4) 将第一层卷积滤波后获取的结果下采样后发送至第二层, 通过第二层中尺寸为 $f_2 \times f_2$ 的滤波器卷积滤波处理, 优化后的代价函数作为滤波器参数;
- 5) 将第二层卷积滤波后获取的结果下采样后发送至第三层, 通过第三层中尺寸为 $f_3 \times f_3$ 的滤波器卷积滤波处理, 优化后的代价函数作为滤波器参数;
- 6) 将第三层卷积滤波后获取的结果下采样后发送至输出层;
- 7) 所有子块重复上述步骤直到识别结束后, 输出层通过全连接方法将所有子块目标轮廓聚类, 并

输出最终二值图像目标轮廓识别结果 y 。

3 实验分析

为检测本文算法对二值图像目标轮廓识别的有效性,在 CPU 为 AMD 锐龙 7 3700X 的计算机中,选取 Visual studio 2019 作为实验编译工具,在图像处理标准图像库中选取 15 幅图像,将其二值化处理,采用本文算法识别这 15 幅图像的目标轮廓,并将本文算法与 Canny 算法及目标邻域点边界跟踪算法进行对比。

3.1 信噪比对比结果

利用信噪比评价二值图像目标轮廓识别算法的去噪效果。信噪比计算公式为

$$SNR = S_{\text{edge}} / N_{\text{noise}}, \quad (8)$$

其中, S_{edge} 和 N_{noise} 分别表示二值图像目标轮廓数目与非目标轮廓数目。采用本文算法和 Canny 算法及目标邻域点边界跟踪算法识别 15 幅二值图像边缘轮廓的信噪比对比结果列于表 1。由表 1 可见,采用本文算法识别二值图像目标轮廓信噪比明显高于 Canny 算法及目标邻域点边界跟踪算法,本文算法识别 15 幅二值图像目标轮廓信噪比平均结果为 2.42,分别高于 Canny 算法及目标邻域点边界跟踪算法的 0.31 和 0.36,本文算法识别非目标轮廓现象较少,识别目标轮廓效果较好,识别结果较精准。

表 1 不同算法信噪比对比结果

Table 1 Comparison results of signal-to-noise ratio of different algorithms

图像名称	本文算法	Canny 算法	目标邻域点 边界跟踪算法	图像名称	本文算法	Canny 算法	目标邻域点 边界跟踪算法
大米	2.34	1.85	2.05	桥	3.17	2.86	2.97
圆圈	3.05	2.64	2.77	狒狒	1.95	1.86	1.25
地震	2.84	2.18	2.64	酒宴	1.82	1.75	1.31
飞机	2.64	2.31	2.54	考拉	1.93	1.76	1.47
伦娜	2.71	2.55	2.18	樱桃	1.71	1.52	1.36
斑马	2.19	1.57	1.79	成年男子	2.04	1.94	1.78
海岸	2.46	2.05	1.86	自行车	2.65	2.42	2.23
胡椒粉	2.85	2.34	2.64	平均	2.42	2.11	2.06

在 15 幅二值图像中选取如图 3 所示的两幅图像,通过对原始二值图像与去噪后图像进行对比,检测本文算法的去噪性能。本文算法对两幅二值图像进行去噪后的结果如图 4 所示。由图 3 和图 4 可见,采用本文方法识别二值图像目标轮廓去噪效果较好,且去除噪声较准确,未去除目标轮廓等重要信息,再次验证了本文算法的去噪效果。

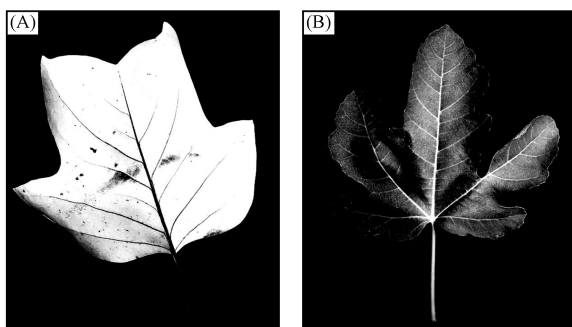


图 3 树叶的原始二值图像

Fig.3 Original binary images of leaves

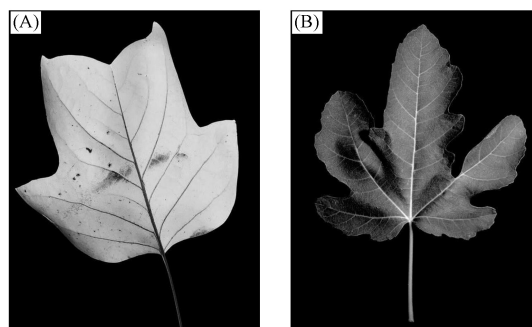


图 4 树叶的去噪后图像

Fig.4 Denoised images of leaves

3.2 目标轮廓识别效果

采用本文算法和 Canny 算法及目标邻域点边界跟踪算法识别二值图像目标轮廓的精度与识别时间对比结果列于表 2。由表 2 可见,采用本文算法识别 15 幅二值图像的目标轮廓识别精度平均为 98.75%,平均识别时间仅为 27.11 ms;而两种对比算法识别 15 幅二值图像的目标轮廓识别精度仅为

97.16%和 96.96%，识别时间平均高达 72.32 ms 和 59.04 ms，表明本文算法的识别精度明显高于其他两种算法，且识别速度较快，再次验证了本文算法的识别性能。

表 2 不同算法的目标轮廓识别效果对比结果

图像名称	本文算法		Canny 算法		目标邻域点边界跟踪法	
	识别精度/%	识别时间/ms	识别精度/%	识别时间/ms	识别精度/%	识别时间/ms
大米	98.54	23.52	97.58	51.48	96.85	61.52
圆圈	98.48	31.25	97.81	56.52	97.18	71.52
地震	98.36	24.18	97.62	61.54	97.62	71.05
飞机	99.05	23.58	97.18	72.64	97.05	72.48
伦娜	98.47	24.18	97.05	83.62	97.16	68.54
斑马	98.63	26.85	97.64	84.16	96.58	69.52
海岸	99.32	30.54	97.31	71.65	97.18	65.18
胡椒粉	99.17	27.86	96.85	83.64	97.05	64.28
桥	98.47	28.64	96.84	84.19	96.54	63.14
狒狒	98.64	29.05	97.05	85.64	96.05	58.61
酒宴	99.03	27.51	97.46	86.97	96.47	54.18
考拉	99.11	28.64	96.04	67.85	96.31	49.52
樱桃	98.64	29.32	97.31	54.61	97.35	45.16
成年男子	98.47	26.48	96.55	85.47	97.52	43.28
自行车	98.88	25.11	97.05	54.84	97.51	27.65
平均	98.75	27.11	97.16	72.32	96.96	59.04

为直观展示本文算法的目标轮廓识别效果，从 15 幅二值图像中选取大米、圆圈、自行车 3 幅图像，其原始二值图像与目标轮廓识别结果分别如图 5 和图 6 所示。由图 5 和图 6 可见，采用本文算法不仅可有效识别简单二值图像的目标轮廓，对较复杂的，如自行车图像仍可准确识别，有效验证了本文算法的识别效果。

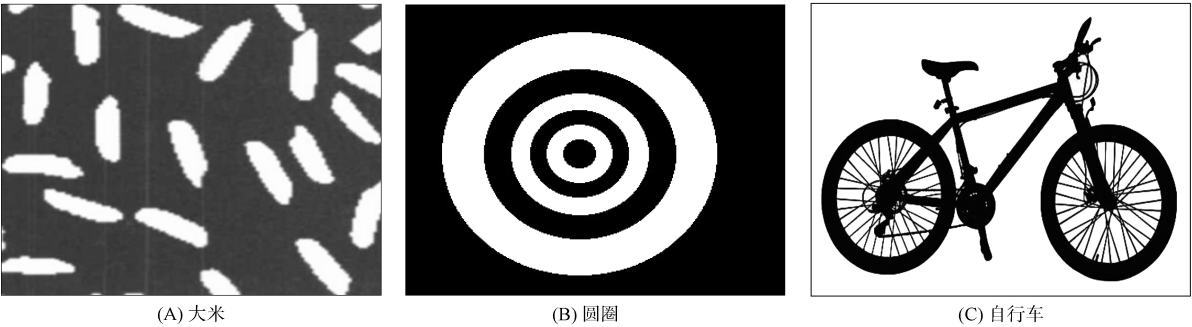


图 5 大米、圆圈、自行车的原始二值图像
Fig.5 Original binary images of rice, circle and bicycle

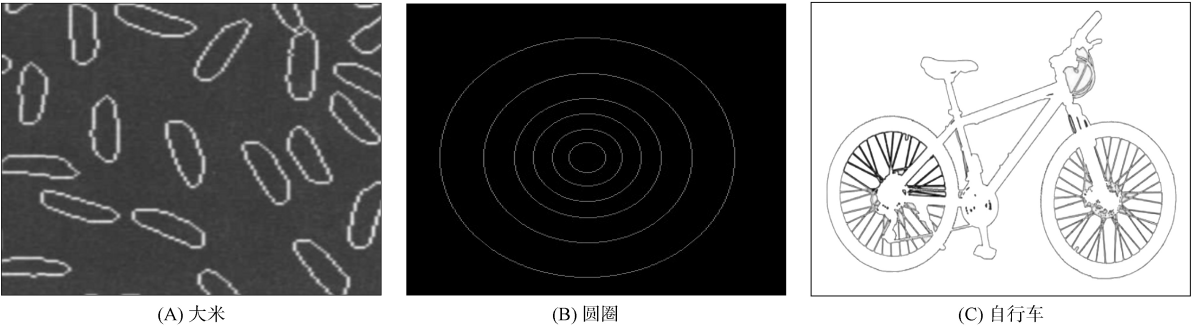


图 6 大米、圆圈、自行车图像的目标轮廓识别结果
Fig.6 Target contour recognition results for images of Rice, circle and bicycle

(C)1994-2020 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

综上所述,本文将深度学习算法中的卷积网络算法应用于二值图像目标轮廓识别中,提出了一种基于深度学习的二值图像目标轮廓识别算法,以有效减少图像背景信息的误识别现象.实验结果表明,该算法识别的二值图像信噪比较高、识别精度较高、识别效率较快,可应用于实际图像处理中.

参 考 文 献

- [1] 袁雷,程岳,牛文生,等.基于深度学习的跑道前视红外图像轮廓线提取[J].电讯技术,2019,59(2):179-184. (YUAN L, CHENG Y, NIU W S, et al. Contour Extraction of Runway Forward Looking Infrared Image Based on Depth Learning [J]. Telecommunication Engineering, 2019, 59(2): 179-184.)
- [2] 兰传琳,方佩章,何楚,等.基于先验模型优化的无人机遥感图像中几何轮廓目标检测方法[J].电视技术,2019,43(1):5-10. (LAN C L, FANG P Z, HE C, et al. Geometric Contour Detection Method in UAV Remote Sensing Image Based on Prior Model Optimization [J]. Video Engineering, 2019, 43(1): 5-10.)
- [3] 杜馨瑜,戴鹏,李颖,等.基于深度学习的铁道塞钉自动检测算法[J].中国铁道科学,2017,38(3):89-96. (DU X Y, DAI P, LI Y, et al. Automatic Detection Algorithm for Rail Plug Based on Deep Learning [J]. China Railway Science, 2017, 38(3): 89-96.)
- [4] 刘桂雄,刘思洋,吴俊芳,等.基于深度学习的机器视觉目标检测算法及在票据检测中应用[J].中国测试,2019,45(5):1-9. (LIU G X, LIU S Y, WU J F, et al. Machine Vision Object Detection Algorithm Based on Deep Learning and Application in Banknote Detection [J]. China Measurement & Testing Technology, 2019, 45(5): 1-9.)
- [5] 梁华,宋玉龙,钱锋,等.基于深度学习的航空对地小目标检测[J].液晶与显示,2018,33(9):793-800. (LIANG H, SONG Y L, QIAN F, et al. Detection of Small Target in Aerial Photography Based on Deep Learning [J]. Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays, 2018, 33(9): 793-800.)
- [6] 丁明宇,牛玉磊,卢志武,等.基于深度学习的图片中商品参数识别方法[J].软件学报,2018,29(4):1039-1048. (DING M Y, NIU Y L, LU Z W, et al. Deep Learning for Parameter Recognition in Commodity Images [J]. Journal of Software, 2018, 29(4): 1039-1048.)
- [7] 宋焕生,张向清,郑宝峰,等.基于深度学习方法的复杂场景下车辆目标检测[J].计算机应用研究,2018,35(4):1270-1273. (SONG H S, ZHANG X Q, ZHENG B F, et al. Vehicle Detection Based on Deep Learning in Complex Scene [J]. Application Research of Computers, 2018, 35(4): 1270-1273.)
- [8] 胥杏培,宋余庆,陆虎.一种结合深度学习特征和社团划分的图像分割方法[J].小型微型计算机系统,2018,39(11):183-187. (XU X P, SONG Y Q, LU H. Image Segmentation Based on Deep Learning Features and Community Detection [J]. Journal of Chinese Computer Systems, 2018, 39(11): 183-187.)
- [9] 李耀宇,王宏民,张一帆,等.基于结构化深度学习的单目图像深度估计[J].机器人,2017,39(6):812-819. (LI Y Y, WANG H M, ZHANG Y F, et al. Structured Deep Learning Based Depth Estimation from a Monocular Image [J]. Robot, 2017, 39(6): 812-819.)
- [10] 张号逵,李映,姜晔楠.深度学习在高光谱图像分类领域的研究现状与展望[J].自动化学报,2018,44(6):3-19. (ZHANG H K, LI Y, JIANG Y N. Deep Learning for Hyperspectral Imagery Classification: The State of the Art and Prospects [J]. Acta Automatica Sinica, 2018, 44(6): 3-19.)
- [11] 吕淑宝,王明月,翟祥,等.一种深度学习的信息文本分类算法[J].哈尔滨理工大学学报,2017,22(2):105-111. (LÜ S B, WANG M Y, ZHAI X, et al. An Information Text Classification Algorithm Based on DBN [J]. Journal of Harbin University of Science and Technology, 2017, 22(2): 105-111.)
- [12] 钟菲,杨斌.一种新型的基于深度学习的单幅图像去雨方法[J].计算机科学,2018,45(11):283-287. (ZHONG F, YANG B. Novel Single Image Raindrop Removal Algorithm Based on Deep Learning [J]. Computer Science, 2018, 45(11): 283-287.)
- [13] 杨滨,张涛,陈先意.基于深度学习的图像局部模糊识别[J].应用科学学报,2018,36(2):321-330. (YANG B, ZHANG T, CHEN X Y. Local Blur Detection of Digital Images Based on Deep Learning [J]. Journal of Applied Sciences, 2018, 36(2): 321-330.)

(责任编辑:韩 啸)