

基于参数可调的 MSPCNN 模型 禁令交通标志分割方法

邸敬, 王景慧*, 廉敬

兰州交通大学电子与信息工程学院, 甘肃 兰州 730070

摘要 针对脉冲耦合神经网络在交通标志分割中准确度不高和参数设置复杂的问题, 提出一种参数可调的改进脉冲耦合神经网络(PA-MSPCNN)。通过分析交通标志颜色特征, 对图像进行红化预处理, 区分出交通标志和环境背景; 根据周围神经元对中心神经元的影响, 改进 MSPCNN 模型中的加权矩阵和连接系数; 通过分析动态阈值间的关系, 增设辅助参数, 使动态阈值的调节更加合理。实验结果表明, PA-MSPCNN 对交通标志的检测准确率达 85%。PA-MSPCNN 在减少传统 PCNN 模型中的参数量同时, 能准确分割图像, 在光照条件变化、交通标志尺度变化和几何旋转等复杂情况下具有更好的适用性。

关键词 机器视觉; 图像处理; 脉冲耦合神经网络; 交通标志; 图像分割

中图分类号 TP391.9

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP202158.0215002

Segmentation Method of Forbidden Traffic Signs Based on MSPCNN Model with Adjustable Parameters

Di Jing, Wang Jinghui*, Lian Jing

School of Electronic and Information Engineering, Lanzhou Jiaotong University, Lanzhou, Gansu 730070, China

Abstract Aiming at the problems of low accuracy and complex parameter setting in the traffic sign segmentation of a pulse-coupled neural network, we propose an improved pulse-coupled neural network with adjustable parameters (PA-MSPCNN) in this paper. By analyzing the color characteristics of traffic signs, the PA-MSPCNN preprocesses the image with reddening and distinguishes traffic signs and the environmental background. The influence of neighboring neurons on central neurons improves the weighing matrix and the connection coefficient of the MSPCNN. We analyze the relationship between the dynamic thresholds and adjust these more reasonably by adding an auxiliary parameter. The experimental results show that the segmentation accuracy of the PA-MSPCNN on traffic sign images is 85%. The PA-MSPCNN not only reduces the number of parameters in the traditional PCNN model but also accurately segments the image, which has better applicability for complex situations such as changes in illumination conditions, scale changes, and geometric rotation of traffic signs.

Key words machine vision; image proceeding; pulse-coupled neural network; traffic sign; image segmentation

OCIS codes 150.1135; 100.3008; 100.2000; 100.4996

1 引言

交通标志是传达道路信息的一种介质, 提供有用的信息帮助驾驶员导航, 使驾驶安全和方便, 因

此, 寻求一种有效在自然场景中分割检测交通标志的方法对辅助驾驶系统非常必要^[1-2]。目前, 对交通标志的检测方法主要有基于颜色特征^[3-5]和形状特征^[6-8]两类; 基于颜色空间的方法根据标志颜色特征

收稿日期: 2020-03-23; 修回日期: 2020-04-24; 录用日期: 2020-05-08

基金项目: 国家自然科学基金(61861024, 61941109)、甘肃省高等学校创新能力提升项目(2019B-052)

*E-mail: 455342316@qq.com

提取感兴趣区域(ROI),但在自然场景下,标志颜色易受光照影响,该方法在光照变化条件下适应性较弱;基于 Hough 变换、Canny 边缘检测或对称特征的方法根据标志轮廓特征检测 ROI,然而在实际应用中,该方法易受形变、遮挡等因素影响。

脉冲耦合神经网络(PCNN)是 20 世纪 90 年代德国科学家 Eckhorn 等^[9]通过研究猫的大脑视觉皮层的神经激励所提出的一种全新的神经网络模型。Johnson^[10]在此基础上做了进一步的研究与改进,使之更加符合生物的神经特性。研究表明,PCNN 在图像处理中具有独特的优势。文献[11]提出 RG-PCNN,该网络通过把区域生长的区域特性和 PCNN 的脉冲特性结合起来,提高了 PCNN 的区域分割效果。文献[12]采用 UL-PCNN 算法对绝缘子图像进行分割,避免传统 PCNN 模型参数复杂的问题,对天气条件适应性强,但检测玻璃材质的绝缘子时效果不佳。文献[13]改进了 PCNN 的动态阈值和连接系数,提高了脉冲输出的效率,并且通过结合 Bayes 聚类方法,改善了对灰度不均匀图像的分割效果。由于 PCNN 模型参数较多,对于不同输入图像,需要新设定 PCNN 模型参数。因此,许多文献开始研究 PCNN 模型的改进和参数简化,具有代表性的简化模型有交叉皮质(ICM)模型^[14-15]、尖峰皮质(SCM)模型^[16]、SPCNN^[17]及 MSPCNN^[18]。

PCNN 具有神经元放电同步、脉冲同步释放、非线性调制等重要特性^[19],因此,PCNN 在图像分割中能获得更好的结果。但由于 PCNN 是对二值图像进行处理的,对于交通标志图像而言,会丢失图像中的彩色信息,从而影响分割结果^[20]。为解决交通标志分割问题,本文提出一种基于参数可调的 MSPCNN 分割方法(PA-MSPCNN),不需要人为改进参数。通过分析交通标志颜色特征,对图像进行红化预处理,得到特征图;再改进加权矩阵和连接系数,并增设辅助参数,使动态阈值的调节更加合理。实验结果表明,PA-MSPCNN 能够准确分割出标志区域。

2 脉冲耦合神经网络

2.1 MSPCNN 模型

PCNN 只有一个由横向连接的脉冲耦合神经元组成的二维阵列构成的单层,与一般人工神经网络不同的是,PCNN 不需要任何训练^[21-22]。图像像素和神经元存在一对一的关系。目前,PCNN 已有很多改进模型。其中,Chen 等^[17]基于 SCM 模型提出了 SPCNN 模型,与其他的 PCNN 模型相比,SPCNN

模型在复杂环境中对图像分割有重要作用,但 SPCNN 算法仍需要计算 5 个关键参数。为了进一步降低计算复杂度,Lian 等^[18]基于 SPCNN 模型,提出了 MSPCNN 模型,其可以提高分割精度。MSPCNN 模型为

$$F_{ij}[n] = S_{ij}, \quad (1)$$

$$L_{ij}[n] = \sum_{kl} \mathbf{W}_{ijkl} \mathbf{Y}_{kl}[n-1], \quad (2)$$

$$U_{ij}[n] = \exp(-\alpha) U_{ij}[n-1] + S_{ij} (1 + \beta \sum_{kl} \mathbf{W}_{ijkl} \mathbf{Y}_{kl}[n-1]), \quad (3)$$

$$Y_{ij}[n] = \begin{cases} 1, & U_{ij}[n] > E_{ij}[n-1] \\ 0, & U_{ij}[n] \leq E_{ij}[n-1] \end{cases}, \quad (4)$$

$$E_{ij}[n] = \exp(-\alpha) E_{ij}[n-1] + V Y_{ij}[n], \quad (5)$$

式中: n 为迭代次数; β 为连接系数; F_{ij} 为 (i, j) 处神经元的反馈输入; S_{ij} 为神经元接收的外部激励; L_{ij} 为神经元的耦合连接输入; U_{ij} 为神经元的内部活动项; Y_{ij} 为神经元的输出大小; E_{ij} 为神经元动态点火门限; \mathbf{W}_{ijkl} 为反馈输入区的加权矩阵; k 和 l 均为邻域神经元的位置; \mathbf{Y}_{kl} 为邻域神经元的输出。(4)式为脉冲产生部分,当内部活动项大于动态点火门限时,神经元点火,即 Y_{ij} 数值大小 $Y_{ij} = 1$, 否则 $Y_{ij} = 0$ 。MSPCNN 模型减少了参数量,将 SPCNN 模型中衰减系数 α_f 和 α_e 合并成一个参数 α , 删掉加权因子 V_L , 将 SPCNN 模型中动态阈值 E 的振幅 V_E 改为 V 。

2.2 PA-MSPCNN 模型

MSPCNN 相对传统 PCNN 模型,简化了很多,在 MSPCNN 模型的基础上,提出的 PA-MSPCNN 模型的表达式为

$$F_{ij}[n] = S_{ij}, \quad (6)$$

$$L_{ij}[n] = \sum_{kl} \mathbf{W}_{ijkl} \mathbf{Y}_{kl}[n-1], \quad (7)$$

$$U_{ij}[n] = \exp(-\alpha) U_{ij}[n-1] + S_{ij} [1 + \exp(\alpha) \sum_{kl} \mathbf{W}_{ijkl} \mathbf{Y}_{kl}[n-1]], \quad (8)$$

$$Y_{ij}[n] = \begin{cases} 1, & U_{ij}[n] > E_{ij}[n-1] \\ 0, & U_{ij}[n] \leq E_{ij}[n-1] \end{cases}, \quad (9)$$

$$E_{ij}[n] = \exp(-\alpha) E_{ij}[n-1] + V Y_{ij}[n] + P_n, \quad (10)$$

式中: P_n 为辅助参数。将 SPCNN 中 α_f 和 α_e 这两个参数合为一个参数 α , 则 α 为

$$\alpha = \ln \frac{1}{S'}, \quad (11)$$

式中: S' 为归一化 Otsu 阈值。

加权矩阵表示相邻神经元输出的脉冲强度对中

心神经元输出脉冲的影响程度。在 MSPCNN 模型中,中心神经元受 4 个相邻神经元的影响。为了更好地利用交通标志图像中的颜色信息,获取效果更好的分割结果,PA-MSPCNN 模型的中心神经元受 8 个相邻神经元的影响,则 W_{ijkl} 为

$$W_{ijkl} = \begin{bmatrix} 0.5 & 1 & 0.5 \\ 1 & 0 & 1 \\ 0.5 & 1 & 0.5 \end{bmatrix}. \quad (12)$$

β 表示中心神经元与邻域神经元的连接强度,反映中心神经元与相邻神经元之间的差异。对于 MSPCNN 模型,其连接系数 β 在一些实际应用中设置过大,容易产生过分割的情况。因为在大多数图像中,边界归一化强度的最大值 S_{\max} 约为 1,在 SPCNN 模型^[16]中 $V_L = 1$,重写 β 值,表达式为

$$\beta = \frac{1}{6S'}. \quad (13)$$

βV_L 可看成一个整体因素,参数 $V_L = 1$ 。因此,可以删除参数 V_L ^[23],将连接输入的方程重写为

$$L_{ij}[n] = \beta \sum_{kl} W_{ijkl} Y_{kl}[n-1]. \quad (14)$$

由于参数 V_E 在 SPCNN 中计算复杂度较大,所以可以将 V_E 改为只有 S' 的 V 。根据文献[17],可采用

$$\begin{cases} U_{S_{\text{high}}}[1+t] \leq E[1+t-1] \\ U_{S_{\text{low}}}[1+t+1] > E[1+t] \end{cases}, \quad (15)$$

式中: $U_{S_{\text{high}}}$ 为神经元在迭代中点火条件最大值; $U_{S_{\text{low}}}$ 为迭代中点火条件最小值。由于高强度的神经元先点火,根据(15)式, $1+t$ 次迭代中,神经元的亚强度范围可以理解为该神经元不再满足 t 次迭代中点火条件的最大值到该神经元仍能满足 $1+t$ 次迭代中点火条件的最小值。 $Y[0]$ 、 $U[0]$ 和 $E[0]$ 的初始值被设置为 0。若图像在第 2 次迭代而不是第 3 次迭代达到第一段,可将参数 t 设为 0。点火神经元满足条件:

$$\begin{cases} U_{\text{high}}[1] \leq E[0] \\ U_{\text{low}}[2] > E[1] \end{cases}. \quad (16)$$

在正常情况下, $U[1]$ 大于 0,而 $E[0]$ 设置为 0,这符合(16)式中的第一个点火条件。所以为了在第 2 次迭代获得第一个图像段,重置(16)式中的点火条件:

$$U_{\text{low}}[2] > E[1]. \quad (17)$$

根据(8)、(11)~(13)式,假设图像中所有像素都不为 0,那么 $\sum_{kl} W_{ijkl} Y_{kl}[1] = 6$ 在第 2 次迭代的

内部活动公式中是常数,则 $U_{\text{low}}[2]$ 可以表示为

$$U_{\text{low}}[2] = S_{\text{low}} [1 + \exp(-\alpha) + 6\beta] = S_{\text{low}} M[2], \quad (18)$$

式中: $M[2]$ 为第 2 次迭代的内部活动公式中因子与神经元强度的乘积结果。为了在每次迭代中更加合理地调节动态阈值,设置一个辅助参数 P_n ,表达式为

$$P_n = \sqrt{\log_2(n+1)}. \quad (19)$$

根据(10)~(11)、(19)式, $E[1] = V$ 。因此,可以将(17)式重写为

$$S_{\text{low}} M[2] > V + 1. \quad (20)$$

通常情况下,归一化的 Otsu 阈值 S' 大于 S_{low} ,因此可用归一化 Otsu 阈值 S' 代替 S_{low} ,进一步,取 V 的最大值,为

$$V = S' M[2] - 1. \quad (21)$$

根据(11)、(13)、(18)、(21)式,将参数 V 简化成

$$V = S'^2 + S'. \quad (22)$$

3 仿真实验与分析

为了证明 PA-MSPCNN 的可行性,用 MATLAB R2017a 软件对 Tsinghua-Tencent 100k (TT-100k)数据集中包含禁令类交通标志的图像进行仿真实验。TT-100k 数据集是一个由清华大学创建的、更符合中国现实的交通标志数据集。对 PA-MSPCNN、OTSU^[24]、SPCNN^[17] 及 PCNN^[9] 等分割算法进行对比实验。选用召回率、精确率、F-measure 及 Jaccard 系数作为评价分割准确率和信息完整性的关键指标。实验环境是 Windows 10 系统,处理器为 Intel(R) Core(TM) i5-4200U CPU@ 1.60 GHz。

首先对图像进行红化预处理,通过分析数据集中禁令类交通标志的颜色特点,发现一般禁令类交通标志的 R 通道像素值大于 80,且 G 和 B 通道像素值之和是 R 通道像素值的 80%,属于正常光照亮度和均匀光照。若不满足上述规律,则属于非均匀光照。只满足 G 和 B 通道像素值之和是 R 通道像素值的 80%,属于光照过暗;只满足 R 通道像素值大于 80,属于光照过亮。在两种情况下,均需要对图像先进行暗通道先验处理。将三通道的 RGB 图像变成单通道的灰度图像,可以有效地降低光照的影响,显示标志所在的区域,区分标志和背景,效果如图 1 所示。

然后对预处理得到的特征图进行分割和形态学处理,对比实验效果如图 2 所示。



图 1 红化预处理效果图。(a)原图;(b)对应的红化预处理效果

Fig. 1 Reddening preprocessing effect. (a) Original images; (b) corresponding reddening preprocessing effect

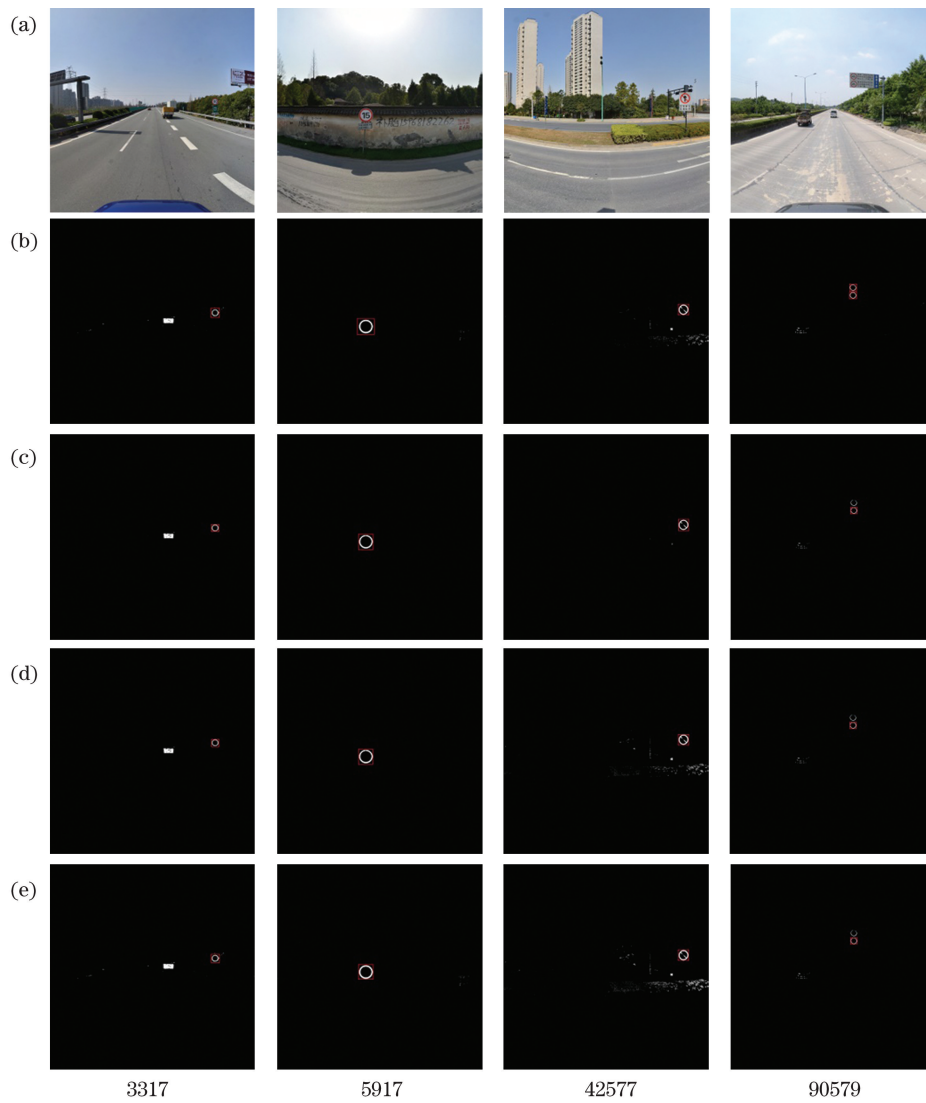


图 2 均匀光照下不同方法的实验结果。(a)原始图像;(b) PA-MSPCNN;(c) OTSU;(d) SPCNN;(e) PCNN

Fig. 2 Experimental results of different methods under uniform illumination. (a) Original images; (b) PA-MSPCNN; (c) OTSU; (d) SPCNN; (e) PCNN

图 2 中的图像处于光照均匀条件下,从图 2 可以看出:4 种方法都可以大致地分割出交通标志区域,当标志尺度发生变化时,仍可以分割检测出标志区域;在 90579 中有 2 个交通标志,PA-MSPCNN 可以准确地分割检测出 2 个交通标志,而其他方法大致分割出标志,只检测出 1 个交通标志。

图 2 分割结果的具体客观数据如表 1 所示。可以看出:在 PA-MSPCNN 方法中,召回率达

0.9980,精确率达 0.9994,说明 PA-MSPCNN 得到的分割图像更加接近分割标准(GT)图像;PA-MSPCNN 的 F-measure 达 0.9495, Jaccard 系数达 0.9039,均优于其他方法;虽然在 90579 中,PA-MSPCNN 的精确率稍微低于其他三个方法,但其他三个指标仍高于其他三个方法,说明在光照均匀的情况下,所提方法比其他方法有更好的表现。

表 1 均匀光照下不同方法对 4 幅不同图像的评价指标

Table 1 Evaluation metrics of four different images obtained by different methods under uniform illumination

Image name	Method	Recall rate	Precision rate	F-measure	Jaccard coefficient
3317	PA-MSPCNN	0.9942	0.2221	0.3631	0.2218
	OTSU	0.7855	0.2073	0.3281	0.1962
	SPCNN	0.7702	0.2068	0.3260	0.1948
	PCNN	0.9898	0.2182	0.3575	0.2177
5917	PA-MSPCNN	0.9043	0.9994	0.9495	0.9039
	OTSU	0.7622	0.9965	0.8637	0.7601
	SPCNN	0.7563	0.9976	0.8604	0.7549
	PCNN	0.9052	0.9858	0.9438	0.8936
42577	PA-MSPCNN	0.9980	0.5018	0.6678	0.5013
	OTSU	0.8275	0.9910	0.9019	0.8213
	SPCNN	0.9672	0.3890	0.5548	0.3839
	PCNN	0.9840	0.2674	0.4206	0.2663
90579	PA-MSPCNN	0.7282	0.8575	0.7876	0.6496
	OTSU	0.5607	0.9110	0.6941	0.5316
	SPCNN	0.5335	0.8848	0.6656	0.4988
	PCNN	0.5335	0.8917	0.6676	0.5010

图 3 中的图像处于光照不均匀条件下,存在逆光或光照过亮的情况。从图 3 可以看出,PA-MSPCNN 可以很好地分割检测出存在交通标志的区域,而其他方法分割的交通标志并不完整甚至无法分割出交通标志,存在欠分割现象。

图 3 分割结果的具体客观数据如表 2 所示,可以看出:在 PA-MSPCNN 方法中,召回率达

0.9980,精确率达 0.8358, F-measure 达 0.8859, Jaccard 系数达 0.7952,说明 PA-MSPCNN 分割出的图像与 GT 图像差异最小;与其他方法相比,虽然 PA-MSPCNN 的精确率不是最好的,但其他三个指标仍高于其他三个方法,且分割效果最好。这说明与其他方法相比,PA-MSPCNN 更适合用于光照不均匀的情况。

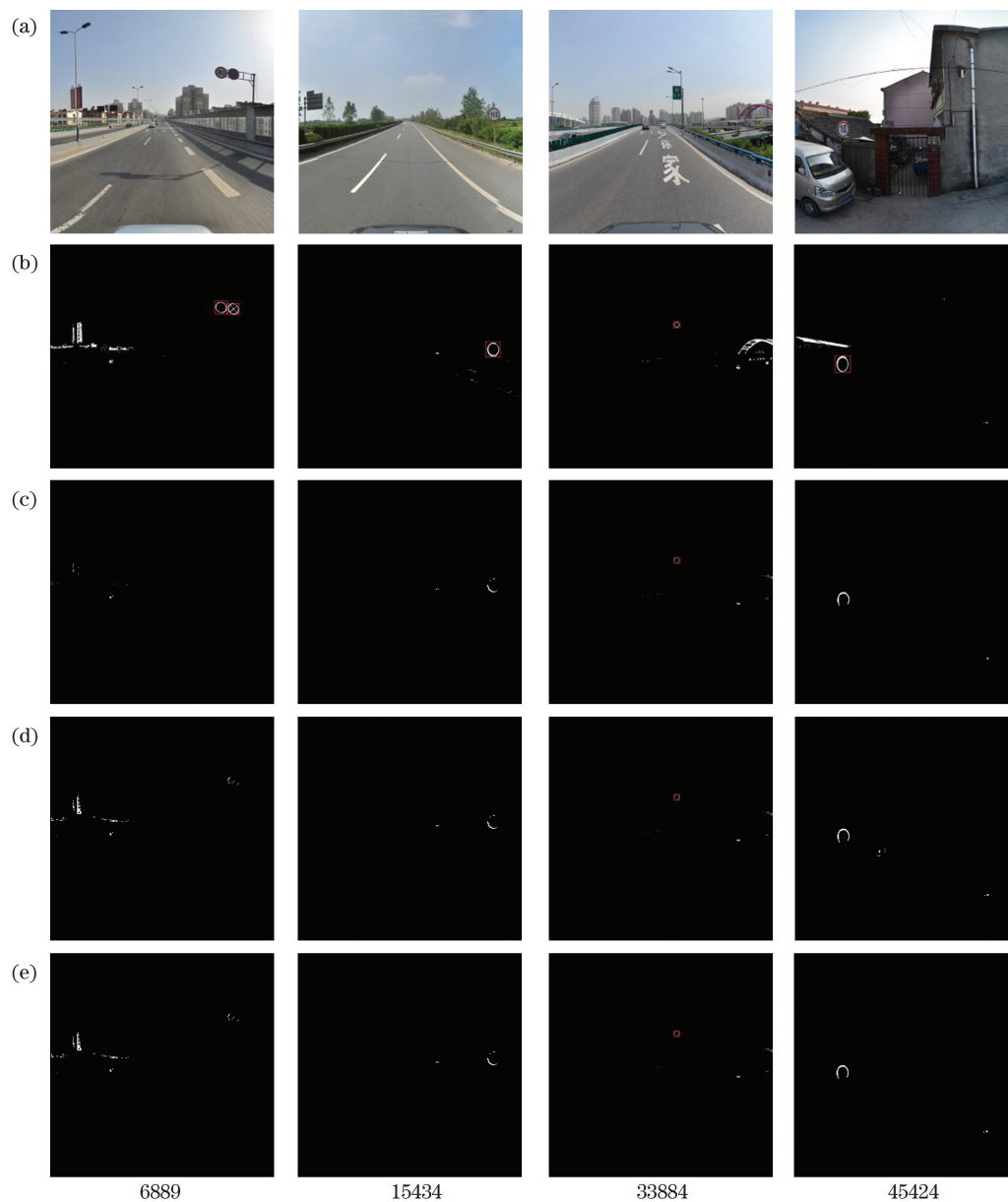


图 3 非均匀光照下不同方法的实验结果。(a)原始图像;(b)PA-MSPCNN;(c)OTSU;(d)SPCNN;(e)PCNN
 Fig. 3 Experimental results of different methods under uneven illumination. (a) Original images; (b) PA-MSPCNN; (c) OTSU; (d) SPCNN; (e) PCNN

表 2 非均匀光照下不同方法对 4 幅不同图像的评价指标

Table 2 Evaluation metrics of four different images obtained by different methods under uneven illumination

Image name	Method	Recall rate	Precision rate	F-measure	Jaccard coefficient
6889	PA-MSPCNN	0.9980	0.4949	0.6617	0.4944
	OTSU	0.0039	0.0351	0.0071	0.0036
	SPCNN	0.2934	0.5091	0.3723	0.2287
	PCNN	0.2934	0.5091	0.3723	0.2287
15434	PA-MSPCNN	0.8259	0.7232	0.7712	0.6276
	OTSU	0.3024	0.8371	0.4443	0.2856
	SPCNN	0.2997	0.8314	0.4406	0.2825
	PCNN	0.2989	0.8311	0.4396	0.2817

续表

Image name	Method	Recall rate	Precision rate	F-measure	Jaccard coefficient
33884	PA-MSPCNN	0.9424	0.8358	0.8859	0.7952
	OTSU	0.0996	0.8581	0.1785	0.0980
	SPCNN	0.0917	0.8592	0.1657	0.0903
	PCNN	0.0917	0.8592	0.1657	0.0903
45424	PA-MSPCNN	0.9889	0.7671	0.8640	0.7606
	OTSU	0.1807	0.9974	0.3060	0.1806
	SPCNN	0.1898	0.8514	0.3104	0.1837
	PCNN	0.1856	0.9928	0.3127	0.1854

表 3 为不同方法的识别准确率。在图 2、3 中, 交通标志的大小各不相同, 且存在标志扭曲、旋转的情况, 但 PA-MSPCNN 仍能很好地分割检测出交通标志区域。从识别准确率角度分析, 在包含禁令类交通标志的图像中, PA-MSPCNN 的识别准确率达 85%, 明显高于其他对比方法。因此在自然场景中, 所提方法对交通标志分割的效果优于其他方法。

表 3 不同方法的识别准确率

Table 3 Recognition accuracy of different methods

Method	Recognition accuracy/%
OTSU	63
SPCNN	61
PCNN	60
PA-MSPCNN	85

4 结 论

针对现实生活中交通标志图像分割准确度不高的问题, 提出了一种基于 PA-MSPCNN 的交通标志图像分割模型。PA-MSPCNN 方法仍保留了传统 PCNN 的主要性质。在 MSPCNN 的基础上, 简化参数, 只设置与 Otsu 阈值 S' 相关的三个参数 α 、 β 、 V 。通过分析周围神经对中心神经之间的关系, 并结合实际应用环境, 改进 MSPCNN 模型的 W_{ijkl} 和 β , 加入辅助参数 P_n , 使动态阈值调整更加合理。实验表明, 所提方法可以很好地分割出交通标志, 在光照条件变化、交通标志尺度变化及几何旋转等复杂情况下, 分割效果优于其他模型。

参 考 文 献

[1] Zhang S F, Zhu T. A method of traffic sign detection and recognition based on HDR technology[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2018, 55(9): 091006.

张淑芳, 朱彤. 一种基于 HDR 技术的交通标志牌检测和识别方法[J]. 激光与光电子学进展, 2018, 55(9): 091006.

[2] Qu Z H, Shao Y M, Deng T M, et al. Traffic sign detection and recognition under complicated lighting conditions[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2019, 56(23): 231009.

屈治华, 邵毅明, 邓天民, 等. 复杂光照条件下的交通标志检测与识别[J]. 激光与光电子学进展, 2019, 56(23): 231009.

[3] Li Y S, Zheng S Y, Xia Y X, et al. Detection of round ban traffic signs in natural environment[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2016, 41(12): 1619-1625.

李迎松, 郑顺义, 夏远鑫, 等. 自然环境下圆形禁令交通标志检测[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2016, 41(12): 1619-1625.

[4] Su X, Chen X D, Xu H Y, et al. Adaptive window local matching algorithm based on HSV color space[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2018, 55(3): 031103.

苏修, 陈晓冬, 徐怀远, 等. 基于 HSV 颜色空间的自适应窗口局部匹配算法[J]. 激光与光电子学进展, 2018, 55(3): 031103.

[5] Wang G Y, Jin Y S, Ren G H, et al. High-performance VLSI architecture for traffic sign detection[J]. Infrared and Laser Engineering, 2018, 47(9): 0926001.

王刚毅, 金炎胜, 任广辉, 等. 高性能交通标志检测模块的 VLSI 结构设计[J]. 红外与激光工程, 2018, 47(9): 0926001.

[6] Barnes N, Loy G, Shaw D. The regular polygon detector[J]. Pattern Recognition, 2010, 43(3): 592-602.

[7] Gu Y L, Yendo T, Panahpour Tehrani M, et al. Traffic sign detection in dual-focal active camera system [C]//2011 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV), June 5-9, 2011, Baden-Baden,

- Germany. New York: IEEE Press, 2011: 1054-1059.
- [8] Zhang J, He M Y, Dai Y C, et al. Multi-feature fusion based circular traffic sign detection[J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2011, 24(2): 226-232.
张静, 何明一, 戴玉超, 等. 多特征融合的圆形交通标志检测[J]. 模式识别与人工智能, 2011, 24(2): 226-232.
- [9] Eckhorn R, Reitboeck H J, Arndt M, et al. Feature linking via synchronization among distributed assemblies: simulations of results from cat visual cortex[J]. Neural Computation, 1990, 2(3): 293-307.
- [10] Johnson J L. Pulse-coupled neural nets: translation, rotation, scale, distortion, and intensity signal invariance for images[J]. Applied Optics, 1994, 33(26): 6239-6253.
- [11] Stewart R D, Fermin I, Oppor M. Region growing with pulse-coupled neural networks: an alternative to seeded region growing [J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2002, 13(6): 1557-1562.
- [12] Du X Y, Zhong J. Insulator image segmentation based on improved unit-linking pulse-coupled neural network [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2019, 56(15): 151005.
杜小燕, 钟俊. 基于改进型 UL-PCNN 的绝缘子图像分割[J]. 激光与光电子学进展, 2019, 56(15): 151005.
- [13] Gao C, Zhou D G, Guo Y C. Automatic iterative algorithm for image segmentation using a modified pulse-coupled neural network [J]. Neurocomputing, 2013, 119: 332-338.
- [14] Ekblad U, Kinser J M, Atmer J, et al. The intersecting cortical model in image processing [J]. Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A: Accelerators, Spectrometers, Detectors and Associated Equipment, 2004, 525(1/2): 392-396.
- [15] Kinser J M. Simplified pulse-coupled neural network [J]. Proceedings of SPIE, 1996, 2760: 563-567.
- [16] Zhan K, Zhang H J, Ma Y D. New spiking cortical model for invariant texture retrieval and image processing [J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2009, 20(12): 1980-1986.
- [17] Chen Y, Park S K, Ma Y, et al. A new automatic parameter setting method of a simplified PCNN for image segmentation [J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2011, 22(6): 880-892.
- [18] Lian J, Yang Z, Sun W H, et al. An image segmentation method of a modified SPCNN based on human visual system in medical images [J]. Neurocomputing, 2019, 333: 292-306.
- [19] Wang Y, Yang Y C, Dang J W, et al. Image fusion based on fuzzy logic combined with adaptive pulse coupled neural network in nonsampled Contourlet transform domain [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2019, 56(10): 101006.
王艳, 杨艳春, 党建武, 等. 非下采样 Contourlet 变换域内结合模糊逻辑和自适应脉冲耦合神经网络的图像融合[J]. 激光与光电子学进展, 2019, 56(10): 101006.
- [20] Wang M J, Guo L, Wang X, et al. Color image segmentation based on improved internal activity multi-channel pulse coupled neural networks [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2015, 52(12): 121001.
王蒙军, 郭林, 王霞, 等. 改进内部活动项的多通道 PCNN 彩色图像分割 [J]. 激光与光电子学进展, 2015, 52(12): 121001.
- [21] Wang J, Wu X S. Medical image fusion based on improved guided filtering and dual-channel pulse coupled neural networks [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2019, 56(15): 151004.
王建, 吴锡生. 基于改进的引导滤波和双通道脉冲耦合神经网络的医学图像融合[J]. 激光与光电子学进展, 2019, 56(15): 151004.
- [22] Zhou X L, Jiang Z T. Infrared and visible image fusion combining pulse-coupled neural network and guided filtering [J]. Acta Optica Sinica, 2019, 39(11): 1110003.
周晓玲, 江泽涛. 结合脉冲耦合神经网络与引导滤波的红外与可见光图像融合[J]. 光学学报, 2019, 39(11): 1110003.
- [23] Lian J, Shi B, Li M C, et al. An automatic segmentation method of a parameter-adaptive PCNN for medical images [J]. International Journal of Computer Assisted Radiology and Surgery, 2017, 12(9): 1511-1519.
- [24] Otsu N. A threshold selection method from gray-level histograms[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 1979, 9(1): 62-66.