

# 基于脉冲耦合神经网络的图像分割应用研究

李春林, 祖立卓, 王晓燕, 张兵, 任宏  
宣化科技职业学院, 河北 张家口 075100  
DOI: 10.61369/TACS.2025060040

**摘 要 :** 本文对夜间图像分割进行了研究, 先采用指数变换对夜间图像实施预处理操作, 再引入脉冲耦合神经网络分解模型, 完成后续的图像分割任务。实验结果表明, 使用该方法对夜间图像分割, 分割后的图像轮廓、纹理和细节等方面都具有较好的效果, 有利于人眼的观察。

**关 键 词 :** 脉冲耦合神经网络; 指数变换; 图像分割

## Research on the Application of Image Segmentation Based on Pulse-Coupled Neural Network

Li Chunlin, Zu Lizhuo, Wang Xiaoyan, Zhang Bing, Ren Hong  
Xuanhua Vocational College of Science and Technology, Zhangjiakou, Hebei 075100

**Abstract :** This paper studies nighttime image segmentation. It preprocesses nighttime images through exponential transformation and combines the pulse-coupled neural network decomposition model for image segmentation. The experimental results show that using this method for nighttime image segmentation achieves good effects in terms of the contour, texture and details of the segmented image, which is conducive to human eye observation.

**Keywords :** pulse-coupled neural network; exponential transformation; image segmentation

### 前言

在视频监控的实际应用场景中, 夜间环境下的图像采集是一类高频需求。受夜间自然光照条件匮乏、环境内各类人工光源与环境光交织形成的复杂光场干扰, 采集的图像整体亮度不足, 很难清晰地分辨出图像的前景和背景。因此, 针对夜间监控图像的高效分割算法展开研究, 对于提升夜间监控系统的实用价值与可靠性具有重要的现实意义。

传统图像分割方法是在深度学习广泛应用前, 基于图像像素灰度、纹理、颜色、边缘等底层视觉特征实现目标与背景分离的技术<sup>[1]</sup>。主要可分为阈值分割、边缘检测、区域生长、聚类分析四大类。阈值分割方法依赖灰度特征, 对光照不均、目标与背景灰度重叠的图像分割效果差<sup>[2]</sup>。边缘检测对噪声敏感, 易产生“断裂边缘”, 需额外处理<sup>[3]</sup>。区域生长种子点选择依赖人工或先验知识, 生长准则设计复杂, 计算量较大, 实时性差<sup>[4]</sup>。聚类分析 K 值需人工预设, 对噪声敏感, 计算量随像素数增加而显著增大<sup>[5]</sup>。

脉冲耦合神经网络 PCNN 因兼具生物启发与耦合特性, 在分割、特征提取中优势突出<sup>[6]</sup>。然而, 在夜间光线条件复杂的图像分割任务中, PCNN 模型易产生明显的欠分割与过分割问题。针对这一现象, 本文引入指数变换处理图像, 以此削弱夜间光照差异引发的亮度骤变, 进而让 PCNN 内部脉冲波的传播过程更趋平稳。再使用 PCNN 分解模型对原图像进行层次分解, 利用第一层分解图像对原图像进行分割, 避免了 PCNN 原模型的多次迭代, 缩短了时间, 处理后的图像便于人眼观察, 避免了夜间光照不均匀带来的影响。

### 一、PCNN 分解模型原理

#### (1) PCNN 原理及其演化模型原理

20 世纪 90 年代, Eckhorn 团队以猫的视觉皮层为研究对象, 对视神经元脉冲发放规律与机制进行研究, 首次提出了脉冲耦合神经网络 (PCNN) 的基础模型框架<sup>[7]</sup>, 如公式 (1-5) 所示:

$$F_{ij}[n] = e^{-\alpha_F} F_{ij}[n-1] + S_{ij} + V_F \sum_{kl} M_{ijkl} Y_{kl}[n-1] \quad (1)$$

$$L_{ij}[n] = e^{-\alpha_L} L_{ij}[n-1] + V_L \sum_{kl} W_{ijkl} Y_{kl}[n-1] \quad (2)$$

$$U_{ij}[n] = F_{ij}[n] \{1 + \beta L_{ij}[n]\} \quad (3)$$

$$Y_{ij}[n] = \begin{cases} 1 & \text{if } U_{ij}[n] > \theta_{ij}[n-1] \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (4)$$

$$\theta_{ij}[n] = e^{-\alpha_\theta} \theta_{ij}[n-1] + V_\theta Y_{ij}[n] \quad (5)$$

PCNN 模型核心由三大单元构成, 具体如下: 馈入单元 Fij, 如公式 (1), 连接单元 Lij, 如公式 (2), 脉冲产生单元  $\theta_{ij}$ ,

如公式 (5)。此外,模型含内部状态  $U_{ij}$  (公式3) 与输出  $Y_{ij}$  (公式4),  $U_{ij}$  由  $F_{ij}$  与  $L_{ij}$  乘性耦合得到,实现信息融合;  $Y_{ij}$  通过  $U_{ij}$  与  $\theta_{ij}$  比较生成,  $U_{ij} > \theta_{ij}$  时像素“点火”,  $Y_{ij}=1$ , 反之则为0。  $\alpha_F$ 、 $\alpha_L$  为衰减因子,更新前次馈入、连接值;  $V_F$ 、 $V_L$  是正则化常数,  $M_{ijkl}$ 、 $W_{ijkl}$  为权值,  $\beta$  为调制强度。像素点火 ( $Y_{ij}=1$ ) 时,  $\theta_{ij}$  叠加常量  $V$  防连续点火;随后  $\theta_{ij}$  随迭代衰减,直至小于  $U_{ij}$ , 像素才可能再次点火。

PCNN 的演化模型多样,涵盖单轮次、快速连接、线性衰减和反曲连接模型等<sup>[8]</sup>。

单轮次模型基于 Johnson 的 PCNN 模型,将公式 (4) 替换为公式 (6)。

$$Y_{ij}[n]=1/n \quad (6)$$

快速连接模型先通过公式 (1) - (4) 计算,再进入公式 (7) - (9) 的迭代循环,直至输出  $Y$  稳定为定值,此时按公式 (5) 更新阈值,并同步输出  $Y$  值。

$$L_{ij}[n]=V_L \sum_k W_{ijkl} Y_{kl}[n-1] \quad (7)$$

$$U_{ij}[n]=F_{ij}[n]\{1+\beta L_{ij}[n]\} \quad (8)$$

$$Y_{ij}[n]=\begin{cases} 1 & \text{if } U_{ij}[n] > \theta_{ij}[n] \\ 0 & \text{Otherwise} \end{cases} \quad (9)$$

线性衰减模型,以线性衰减系数替代 PCNN 阈值的指数衰减系数,如公式 (10) 所示:

$$\theta_{ij}[n]=\theta_{ij}[n]-d\theta \quad (10)$$

反曲连接模型定义矩阵  $B$ ,使其与原图像同维,初始化为0后,随迭代过程逐步更新,公式 (2) 被重定义为公式 (11):

$$L_{ij}[n]=step(work, B), work=conv(K, Y) \quad (11)$$

式内参数含义如下:  $K$  为预设的核函数,  $Y$  是上一轮迭代的输出值。此外,  $L$  为阶跃函数,具体满足:若  $work$  值非0,  $L=1$ ;若  $work$  值为0,  $L=0$ 。

PCNN 分解模型中,第一层 PCNN 为反曲连接模型;第二层为公式 (10),连接部分为公式 (11),循环部分为公式 (7-9),脉冲产生部分为公式 (6)。  $\beta(n)$  计算见公式 (12)。

$$\beta(n)=k\beta(n-1) \quad (12)$$

其中,  $k$  取值范围为  $[0, 1]$ 。

经 PCNN 分解模型处理后,第一层包含了较多的原图像信息,其他各层包含信息较少,可以忽略不计。第一层图像与原图像有极强的相关性,使用第一层分解图像进行分割能够很好地契合人眼的视觉感知效果。

## 二、图像亮度的指数变换

$$a_{ij}=a_{ij}^g \quad (13)$$

公式 (13) 为指数变换公式,式中  $a_{ij}$  代表原图像灰度,  $g$  为指数<sup>[9]</sup>。通过修改参数  $g$ , 可实现输出图像灰度调整,降低不同光照造成的图像灰度差异。有利于 PCNN 分解模型的自动波的传播,降低过分割和欠分割现象的影响。本文采用的  $g$  参数为1.2。

## 三、评价参数

(1) 交叉熵准则 (CE):

$$CE = \sum_{f=0}^i [f \times h(f) \times \ln \frac{f}{\mu_1} + \mu_1 \times h(f) \times \ln \frac{\mu_1}{f}] + \sum_{f=i+1}^z [f \times h(f) \times \ln \frac{f}{\mu_2} + \mu_2 \times h(f) \times \ln \frac{\mu_2}{f}] \quad (14)$$

$$\mu_1 = \frac{1}{\sum_{f=0}^i h(f)} \sum_{f=0}^i f \times h(f) \quad (15)$$

$$\mu_2 = \frac{1}{\sum_{f=i+1}^z h(f)} \sum_{f=i+1}^z f \times h(f) \quad (16)$$

式中,  $f$  为图像灰度值,  $h(f)$  为图像灰度直方图,  $t$  为假定阈值<sup>[10]</sup>。交叉熵用于度量两图信息量差异,评价图像分割时,值越小,分割效果越好。

(2) 区域内部均匀性准则 (UM):

$$UM = 1 - \frac{1}{A} \sum_{i=1}^2 \{ \sum_{(x,y) \in R_i} [f(x,y) - \frac{1}{A_i} \sum_{(x,y) \in R_i} f(x,y)]^2 \} \quad (17)$$

式中,  $R_1$  和  $R_2$  为图像分割后的前景与背景;  $f(x,y)$  为图像灰度值;  $A$  为图像总像素数,  $A_i$  为对应区域的像素数量。UM 值越大,分割效果越好。

(3) 区域对比度准则 (CM):

$$CM = \frac{|f_o - f_b|}{f_o + f_b} \quad (18)$$

式中,  $f_o$  为前景像素灰度平均值,  $f_b$  为背景像素灰度平均值。CM 越大,分割效果越好。

## 四、实验结果及分析

本文采用的指数变换和 PCNN 分解模型进行图像分割实验,对比了图像分割中常用的 OTSU 和 PCNN 方法。图1为实验夜景图像和几种算法处理后的对比图像。

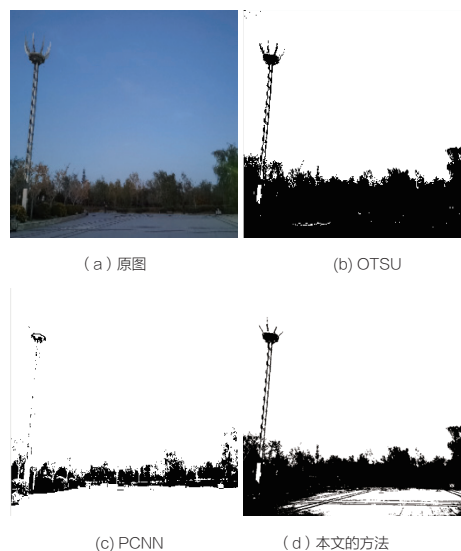


图1 图像分割效果图

从图1中可以看出,原图像(a)中的夜间图像整体灰度较低,OTSU 算法处理后的图像(b)分割出了图像中的天空和其他

部分,但是图像其他部分没有更多细节,出现了欠分割的现象;PCNN 分割后的图像(c),在分割出天空的基础上,将地面和其他物体进一步进行了分割,分割内容更加丰富,但是其他物体的细节出现了过分割的情况;本文采取的方法,分割后的图像(d)分割出了天空、地面和其他物体,且分割完整,细节明显较多,树的轮廓和柱子的轮廓清晰可见,地面的纹理细节较多,适合于人眼的观察,具有较好的分割效果。从主观视觉上看,本文采用的方法分割完整,效果理想。

表1是使用CE、UM、CM三个评价指标对OTSU法、PCNN法以及本文提出算法的分割结果的评价。从表1可以看出,对于评价指标CE,PCNN算法对应的CE值最大,效果最好,但是三种方法对应的CE值之间的差异并不大;对于评价指标UM,OTSU算法对应UM值较大,分割效果较好,本文的算法次之,PCNN算法效果最差;对于评价指标CM,越接近于1效果越好,本文提出的算法CM值最高,效果最好,OTSU次之,PCNN效果最差。从客观角度看,本文的方法和OTSU法、PCNN法,效果不相上下,各有特色。

在时间上,OTSU算法速度最快,本文的算法次之,PCNN算法最慢。

表1 图像分割算法的评价参数值

方法 评价 参数	OTSU	PCNN	本文的方法
CE	8.1440	9.5415	8.0857
UM	848.82	92.19	497.56
CM	0.5009	0.2900	0.7075
time	1.0313 秒	378.4063 秒	203.4375 秒

总之,从主观视觉角度分析,图像经过本文方法的分割处理后,图像轮廓完整,细节保存适量,有利于人眼的观察。从各种客观评价参数值分析,本文的方法和其他方法各有优势。

五、结论

结合指数变换与PCNN分解模型进行夜间图像分割,实验结果表明,该方法可以实现对夜间图像的分割,分割后的图像纹理、细节信息丰富,轮廓清晰,对于夜间图像分割具有一定的普适性。

参考文献

[1] 黄鹏, 郑淇, 梁超. 图像分割方法综述 [J]. 武汉大学学报 (理学版), 2020, 66(06): 519–531. DOI: 10.14188/j.1671-8836.2019.0002.

[2] 刘健庄, 栗文青. 灰度图象的二维 Otsu 自动阈值分割法 [J]. 自动化学报, 1993, (01): 101–105. DOI: 10.16383/j.aas.1993.01.015.

[3] 段瑞玲, 李庆祥, 李玉和. 图像边缘检测方法研究综述 [J]. 光学技术, 2005, (03): 415–419.

[4] 陆剑锋, 林海, 潘志庚. 自适应区域生长算法在医学图像分割中的应用 [J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2005, (10): 28–33.

[5] 孙吉贵, 刘杰, 赵连宇. 聚类算法研究 [J]. 软件学报, 2008, (01): 48–61.

[6] 马义德, 戴若兰, 李廉. 一种基于脉冲耦合神经网络和图像熵的自动图像分割方法 [J]. 通信学报, 2002, (01): 46–51.

[7] 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.

[8] Johnson J L, Padgett M L, Friday W A. Multiscale image factorization [C]. Neural Networks, 1997, International Conference on. IEEE, 1997, 3: 1465–1468.

[9] 李春林, 张兵, 祖立卓, 等. 基于脉冲耦合神经网络分解模型的夜间图像增强研究 [J]. 现代信息科技, 2021, 5(20): 62–66. DOI: 10.19850/j.cnki.2096-4706.2021.20.017.

[10] 史红亮. 基于均方根阈值的 PCNN 图像分割算法研究 [J]. 昆明冶金高等专科学校学报, 2023, 39(02): 90–97.