

doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2020.03.015

# 基于改进 PCNN 的番茄植株夜间图像分割算法

项 荣 张杰兰

(中国计量大学质量与安全工程学院, 杭州 310018)

**摘要:** 为实现番茄植株夜间图像分割,设计了一种基于最大类间方差法的改进脉冲耦合神经网络(PCNN)图像分割算法。该算法对传统PCNN模型中的链接输入项进行加权处理,在进行图像分割前,先基于最大类间方差(Otsu)算法获得阈值,再将该阈值赋值给改进PCNN模型中的链接输入项权重、突触链接系数 $\beta$ 、链接权放大系数 $V_E$ 和阈值迭代衰减时间常数 $\alpha_E$ 。对849幅番茄植株夜间图像进行试验,结果表明,图像分割正确率平均值为90.43%,平均每幅图像分割时间为0.9944s;输入链接项的加权处理可减少PCNN的迭代次数,提高算法的实时性;基于Otsu算法可实现改进PCNN模型的网络参数自适应设置。基于视觉效果、最大熵及分割正确率这3项评价指标的对比分析显示,改进PCNN模型的分割效果优于Otsu算法和传统PCNN模型,实时性优于传统PCNN模型。

**关键词:** 番茄植株; 夜间图像; 脉冲耦合神经网络; 图像分割

中图分类号: TP391.41

文献标识码: A

文章编号: 1000-1298(2020)03-0130-08

OSID:



## Image Segmentation for Tomato Plants at Night Based on Improved PCNN

XIANG Rong ZHANG Jielan

(College of Quality and Safety Engineering, China Jiliang University, Hangzhou 310018, China)

**Abstract:** In order to realize the image segmentation for tomato plants at night, an improved pulse coupled neural network (PCNN) image segmentation algorithm was designed based on the maximum inter-group variance method. The algorithm weighted the link input in the traditional PCNN model. Before the image segmentation, the threshold was obtained based on the maximum inter-class variance (Otsu) algorithm, and then the threshold was assigned to the weight of the link input, the synaptic link coefficient, the link weight amplification factor and the threshold iterative decay time constant in the improved PCNN model. The results of 849 images of tomato plants at night showed that the average segmentation accuracy was 90.43% and the average segmentation time of one image was 0.9944 s. The weighted processing of the link input could reduce the number of the iterations of improved PCNN and improve the real-time performance of the algorithm. Based on the Otsu algorithm, the network parameters can be set adaptively in the improved PCNN model. The comparative analysis based on the visual evaluation, the maximum entropy and the segmentation accuracy rate showed that the segmentation effect of improved PCNN model was better than those of the Otsu algorithm and the traditional PCNN model, and its real-time performance was also better than that of the traditional PCNN model.

**Key words:** tomato plants; image at night; pulse coupled neural network; image segmentation

## 0 引言

果蔬采摘机器人是当前农业自动化领域的研究热点<sup>[1]</sup>。视觉系统是果蔬采摘机器人的重要组成部分。在现有视觉系统研究中,对果实识别的研究较多<sup>[2-3]</sup>,而对茎秆等器官识别的研究较少。在果

蔬自动采摘过程中,果蔬采摘机器人精准识别并准确避开茎秆等障碍物的干扰,不仅可以有效提高生产效率,还可避免茎秆等障碍物对机械臂造成损坏。

果蔬植株图像分割是实现果蔬茎秆等器官识别的前提。当前,果蔬植株图像分割主要聚焦于日间自然光照条件<sup>[4-5]</sup>。为延长果蔬采摘机器人的作业

收稿日期: 2019-07-29 修回日期: 2019-09-03

基金项目: 浙江省自然科学基金项目(LY17C130006)

作者简介: 项荣(1978—),男,副教授,博士,主要从事采摘机器人与机器视觉检测技术研究,E-mail: xr\_rongge@cju.edu.cn

时间,进行果蔬植株夜间图像分割算法研究很有必要。近年来,国内外学者开展了夜间果蔬图像分割算法的研究<sup>[6-8]</sup>。果蔬植株夜间图像分割的主要难点<sup>[9-10]</sup>:图像采集距离的变化造成光照条件变化、夜间主动照明在相机视场范围内光照强度不均匀、枝叶遮挡形成阴影、主动照明形成光斑等。

脉冲耦合神经网络(Pulse coupled neural network, PCNN)被称为第三代新型神经网络,以单个像素为神经元,并在相似的神元间建立联系,通过脉冲缩小相似神元间的距离,使目标和背景区域邻域中相似像素都能保持很好的连续性<sup>[11-12]</sup>,从而可使目标像素更完整地分割。PCNN的特点非常适用于果蔬植株夜间图像分割,但传统PCNN模型参数为人工设置,较为繁琐,且PCNN迭代次数多。虽然部分研究应用最大类间方差(Maximum inter-class variance)算法(Otsu算法)对PCNN模型进行了改进,如胡蓉等<sup>[13]</sup>以Otsu算法所获阈值作为PCNN模型阈值方程中的初始阈值,张松等<sup>[14]</sup>应用改进Otsu算法作为简化PCNN模型迭代过程中最佳图像分割结果评价方法,但PCNN网络参数仍依赖人工设置,且PCNN迭代次数仍较多。为实现PCNN模型参数的自适应设置,提高算法运行速度,本文提出一种基于Otsu算法的改进PCNN算法,并将其应用于番茄植株夜间图像分割。

## 1 试验设备与方案

### 1.1 试验材料与设备

试验材料为大棚中种植的虹越大番茄植株。夜间照明系统的照明方式包括双光源对角分布照明和双光源上下分布照明。图像采集距离分为300、450、600 mm。光源类型包括:2 W LED灯、5 W LED灯、10 W LED灯、15 W 白炽灯、25 W 白炽灯、18 W 卤素灯、28 W 卤素灯、3 W 荧光灯和5 W 荧光灯。为便于选择光源布局 and 光源种类,参照文献[7],优化和改进了一种光源支架,如图1所示。通过开关控制不同光源布局,共可实现3种光源布局方式:四角布局CEDF(长×宽为700 mm×600 mm)、双光源上下布局AB和双光源对角布局CD或EF。试验中

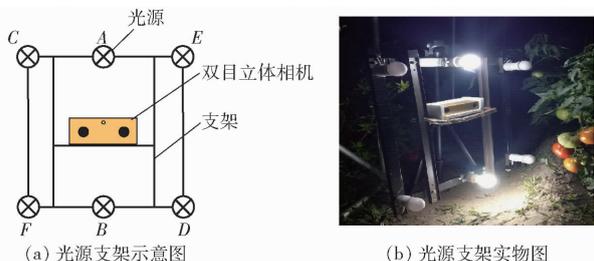


图1 夜间照明系统

Fig.1 Night lighting system

选择AB和CD两种布局进行图像采集。

图像采集时间为2018年7月21、25、26日19:30—23:00。本研究主要是番茄植株茎秆识别和定位,使用Point Grey Research公司的Bumblebee2型双目立体相机进行番茄植株图像采集,后续进行番茄植株茎秆的定位研究。所采集图像存储为JPG格式(640像素×480像素)。双目立体相机安装于三脚架,通过1394连接线和采集卡MOGE 1394与计算机相连。计算机为DELL E4300,内存2 GB, CPU为Intel Core2 Duo P9400, Windows 7操作系统,编程环境为Matlab R2016a。

在温室大棚中分别采用9种不同的光照条件进行番茄植株夜间图像采集,共采集图像849幅,图像采集条件及数量如表1所示。

表1 图像采集条件及数量

Tab.1 Image acquisition conditions and quantity

光源类型	图像数量/幅	光源类型	图像数量/幅
LED(2W)	82	卤素灯(18W)	117
LED(5W)	82	卤素灯(28W)	82
LED(10W)	86	荧光灯(3W)	96
白炽灯(15W)	105	荧光灯(5W)	101
白炽灯(25W)	98		

### 1.2 番茄植株夜间图像分割算法

传统PCNN模型由于网络参数较多,针对不同的图像需经人工多次试验确定参数值。另外,对于复杂图像,PCNN模型在图像分割过程中迭代次数多且难以准确确定,使得该模型的有效性和实时性较差。因此,本文对传统PCNN模型进行了改进。

#### 1.2.1 改进PCNN模型

PCNN模型在图像分割过程中迭代次数的确定是关键问题之一<sup>[15]</sup>,迭代次数过少,则图像分割结果不准确,迭代次数过多,则实时性较差。另外,由于决定不同神经元激活时间的关键因素为外部激励<sup>[16]</sup>,传统PCNN图像分割会由于过大的链接输入项导致内部活动项过大,从而导致图像相邻迭代分割时可点火的像素点过多,图像分割易出现欠分割现象。为确保PCNN图像分割正确率的同时,减少迭代次数,改进PCNN的实时性,本文对简化PCNN模型进行了改进,将PCNN模型中链接输入项进行加权。改进后的PCNN模型如图2所示。改进后的PCNN数学模型为

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

$$L_{ij}(n) = w \sum_{kl} W_{ijkl} Y_{kl}(n-1) \quad (0 < w < 1) \quad (2)$$

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

$$Y_{ij}(n) = \begin{cases} 1 & (U_{ij}(n) \geq E_{ij}(n-1)) \\ 0 & (U_{ij}(n) < E_{ij}(n-1)) \end{cases} \quad (4)$$

$$E_{ij}(n) = e^{-\alpha_E} E_{ij}(n-1) + V_E Y_{ij}(n) \quad (5)$$

- 式中  $F_{ij}$ ——神经元的反馈输入  
 $S_{ij}$ ——输入激励信号,即图像像素的灰度  
 $L_{ij}$ ——链接输入项  
 $U_{ij}$ ——内部活动项  
 $W_{ijkl}$ —— $L$ 通道链接权值  
 $Y_{kl}$ ——邻域像素点( $k,l$ )的脉冲信息  
 $E_{ij}$ ——动态门限  
 $Y_{ij}$ ——脉冲输出值  $n$ ——迭代次数  
 $i,j$ ——像素的图像坐标值  
 $k,l$ ——邻域像素图像坐标值  
 $\beta$ ——突触间链接系数  
 $V_E$ ——对应的链接权放大系数  
 $\alpha_E$ ——动态门限系统的迭代衰减时间常数  
 $w$ ——链接输入项权值

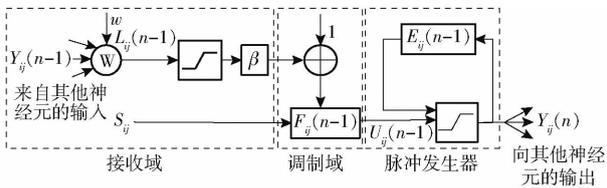


图2 改进PCNN模型  
 Fig.2 Improved PCNN model

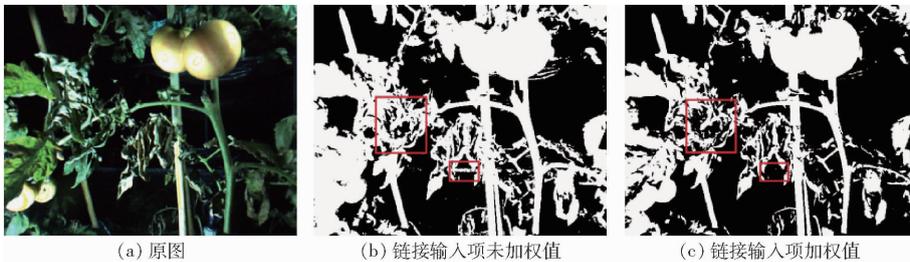


图3 链接输入项加权前后分割效果对比

Fig.3 Comparison of segmentation effects before and after weighting of link input

由于图像采集距离的变化以及枝叶遮挡等因素造成夜间番茄植株图像采集时光照条件变化,进而导致图像灰度的变化。为实现链接输入项权值的自适应设置,本文将 Otsu 算法获得的阈值  $t$  作为权值设置的依据。同时,为实现权值的精确设置,本文设计了梯度比值  $K$ ,并以  $K$  作为评价指标,进行权值选择试验。梯度比值  $K$  的计算公式为

$$K = \frac{F_{p2} - F_{p1}}{F_{r2} - F_{r1}} \quad (6)$$

- 式中  $F_{p1}$ ——权值 1 对应的假阳误分割率  
 $F_{p2}$ ——权值 2 对应的假阳误分割率  
 $F_{r1}$ ——权值 1 对应的分割正确率  
 $F_{r2}$ ——权值 2 对应的分割正确率

传统 PCNN 模型的初始阈值为 0,故在第 1 次点火前,  $E_{ij}(0) = 0$ ,第 1 次迭代时,  $U_{ij}(1) = S_{ij}$ ,故  $U_{ij}(1) \geq E_{ij}(0)$ ,所有神经元全部兴奋点火,均获得脉冲,输出图像的像素值全为 1。之后,动态阈值急剧增大,神经元处于熄火状态;然后,  $E_{ij}(n)$  呈指数趋势下降,直到  $U_{ij}(2) \geq E_{ij}(1)$ ,神经元再次点火,完成一个周期。改进后的 PCNN 模型,第 1 次迭代与传统 PCNN 模型一致。在第 2 次迭代分割时,改进 PCNN 模型中的  $U_{ij}(n)$  会小于传统 PCNN 模型中的  $U_{ij}(n)$ ,所以迭代结果背景像素误分割成前景像素的情况会减少。因此,在改进 PCNN 模型中,链接输入项  $L_{ij}$  加入权值后,在每次迭代时比传统 PCNN 的数值小,即将 PCNN 迭代的“跨度”减小。由于番茄植株夜间图像整体亮度和颜色差异不大,因此,减小迭代“跨度”能够有效预防欠分割现象。

为验证改进的 PCNN 模型加入权值后的优越性,对 2 W LED 灯 CD 布局条件下采集的图像进行分割对比,如图 3 所示。未加入权值的传统 PCNN 模型对图像进行分割,在第 4 次迭代后得到最佳分割图像结果,如图 3b 所示。改进的 PCNN 模型对图像进行分割,在第 2 次迭代后得到最佳图像分割结果,如图 3c 所示。由图 3 可知,改进链接输入项使 PCNN 模型在减少迭代次数的同时,确保了 PCNN 图像分割正确率。

当权值 1 修正到权值 2 时,若  $K$  减小,说明假阳误分割率变化的幅度比分割正确率变化的幅度小,因此,权值可继续按该趋势变化;反之,则将权值 1 作为选定的权值。表 2 为基于  $K$  值的权值选择试验结果。

表 2 权值选择试验结果  
 Tab.2 Test results of weight selection

权值	假阴误分割率/%	假阳误分割率/%	分割正确率/%	$K$
0.8t	33.69	19.41	66.31	
0.9t	30.95	20.39	69.05	0.3577
t	28.34	21.28	71.66	0.3410
1.1t	26.69	21.91	73.31	0.3818
1.2t	25.21	22.43	74.79	0.3514

由表 2 可知,权值为  $t$  时的梯度比值  $K$  最小,故可将权值设置为  $t$ 。

在改进后的传统 PCNN 模型中,仍存在 3 个网络参数需要设置,分别为链接权放大系数  $V_E$ 、阈值迭代衰减时间常数  $\alpha_E$  和突触间链接系数  $\beta$ 。对于不同的图像在进行图像处理时,需对  $V_E$ 、 $\alpha_E$  和  $\beta$  反复试验获取合适的数值,费时费力。故本文进一步研究了传统 PCNN 模型参数自适应设置的方法。

### 1.2.2 传统 PCNN 模型参数自适应设置方法

在 PCNN 模型中,链接权放大系数  $V_E$  决定着神经元点火后的阈值幅度,其大小直接影响着神经元的脉冲发放周期。阈值迭代衰减时间常数  $\alpha_E$  调节 PCNN 模型每次迭代后阈值的衰减量,控制着输出的分辨率和迭代次数, $\alpha_E$  越大,阈值衰减越快,分辨率越低,迭代次数越少; $\alpha_E$  越小,阈值衰减越慢,分辨率越高,迭代次数越多。由式(5)可知, $\alpha_E$  对  $E_{ij}$  的影响较小。突触间链接系数  $\beta$  控制着邻域对中心神经元提前点火的贡献程度, $\beta$  越大,神经元的捕捉能力越强,引起脉冲同步发放的范围越大<sup>[17-18]</sup>。

实现上述 3 个网络参数的自适应设置将使得 PCNN 模型不再需要人工试验获取参数值。针对传统 PCNN 模型,本文提出了基于 Otsu 算法的改进 PCNN 模型<sup>[19-20]</sup>,将 Otsu 算法所获阈值作为参数  $V_E$ 、 $\alpha_E$ 、 $\beta$  的值。

使用 Otsu 算法所得阈值将复杂图像中差距大的像素进行初步分类,将阈值赋值给  $V_E$ 、 $\alpha_E$  和  $\beta$ 。此时,改进 PCNN 模型分割的对象仅为复杂图像中 Otsu 算法无法准确分类的像素,这将大幅度减少 PCNN 模型图像分割的时间。因此,该赋值方式可避免参数选取中人为因素的干扰,同时也可减少图像分割的计算量。

为验证 Otsu 算法自适应参数设置的合理性,基于最大熵和视觉效果评价,将其与手动设置的最优参数进行对比。将 3 个参数手动设置为相同值,且所设置数值递增变化,将所获图像分割结果与 Otsu 算法自适应参数设置所获图像分割结果进行对比。由于番茄植株夜间图像的 Otsu 阈值范围为  $[0.2, 0.5]$ ,故在手动参数设置时,参数值在  $[0.1, 0.7]$  范围内进行设置。以图 3a 为例,当  $V_E$ 、 $\alpha_E$ 、 $\beta$  值相同即三线重合时,对应熵的结果如图 4 所示。不同参数对应图像分割结果的熵变化如图 5 所示。由图 4 可见,当手动设置的参数值递增时,最大熵递减;Otsu 阈值处于手动设置参数值的中间位置,对应最大熵也处于参数手动设置对应最大熵的中间位置。

为更全面地进行参数手动设置与 Otsu 算法自

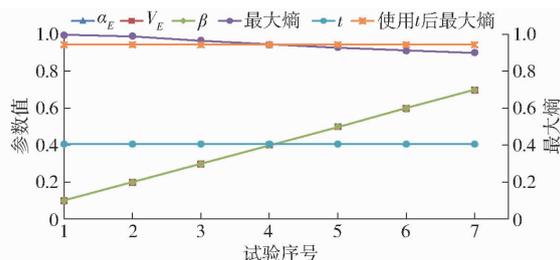


图 4 自适应参数与手动设置参数为相同值对应的最大熵

Fig. 4 Maximum entropy acquired based on parameters set adaptively and parameters set to the same values manually

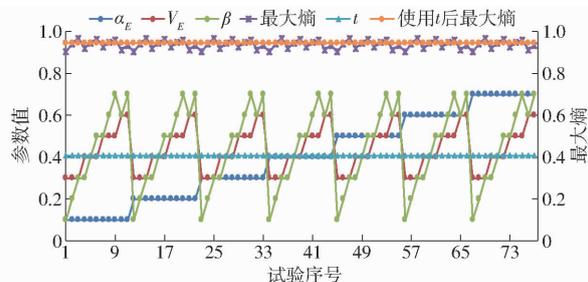


图 5 自适应参数与手动设置参数组合对应的最大熵

Fig. 5 Maximum entropy acquired based on parameters set adaptively and parameter combination set manually

适应参数设置图像分割效果对比,在  $[0.1, 0.7]$  范围内以 0.1 为步长,分别手动设置  $V_E$ 、 $\alpha_E$  和  $\beta$  的值,即每个参数取 7 个可能值,合计共  $7^3$  (343) 种参数组合。从 343 种参数组合对应的图像分割结果中选出较优的图像分割结果,并将对应的参数及最大熵与 Otsu 算法获得的阈值及相应的最大熵进行对比。选出较优的基于手动参数设置获得的分割图像共 77 幅,其对应的参数及最大熵分布如图 5 所示。其中,大于 Otsu 算法自适应参数设置所获分割结果图像最大熵的图像有 28 幅,小于 Otsu 算法自适应参数设置所获分割结果图像最大熵的有 49 幅,即 Otsu 算法参数自适应设置获得的图像分割结果中有超过一半优于参数手动设置所获得的较优图像分割结果。其余的虽最大熵小于参数手动设置所获图像分割结果的最大熵,但基于视觉效果评价,其分割结果与参数手动设置所获图像分割结果相近。

综上,当  $V_E$ 、 $\alpha_E$ 、 $\beta$  手动设置为相同值且参数值递增变化时,对应的最大熵递减;而 3 个参数设置为 Otsu 算法阈值  $t$  时,对应的最大熵始终处于手动设置参数对应的较优最大熵范围内。此外,当手动设置的参数值连续变化时,对应最大熵也连续变化,而 Otsu 算法阈值  $t$  始终在参数  $V_E$ 、 $\alpha_E$ 、 $\beta$  手动设置较优值的范围内。因此,该结果说明了使用 Otsu 算法对  $V_E$ 、 $\alpha_E$ 、 $\beta$  值进行自适应设置的合理性。

### 1.2.3 最佳图像分割评价方法

在现有的关于 PCNN 模型的研究中,有效减少

迭代次数从而提高图像分割效率是关键。一般分割后图像最大熵越大,说明分割后从原始图像中得到的信息量越大,分割图像细节越丰富,因而图像分割效果也越好。本文基于最大熵对改进的 PCNN 模型进行分割效果评价,以确定迭代次数<sup>[21-22]</sup>。

图 6 为应用改进的 PCNN 模型进行番茄植株夜间图像迭代分割过程示例。图 6a~6e 中,从上到下依次是图像 1、2、3、4。分别选择在光照条件为 2 W LED 灯 CD 布局和 28 W 卤素灯 AB 布局下采集的图

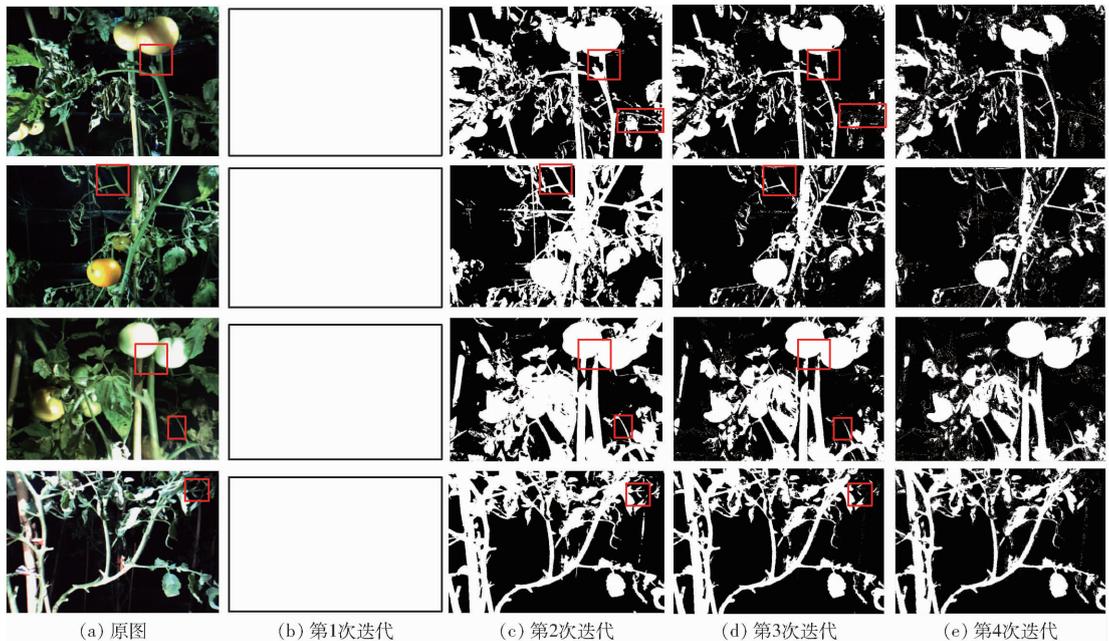


图 6 基于改进 PCNN 模型的番茄植株夜间图像迭代分割过程

Fig. 6 Examples of iterative segmentation progress for tomato plants at night based on improved PCNN

表 3 迭代过程中的最大熵

Tab. 3 Maximum entropies in iterative progress

光照条件		最大熵			
		第 1 次 迭代	第 2 次 迭代	第 3 次 迭代	第 4 次 迭代
LED(2 W), 对 角布局	图像 1	0	0.944 9	0.902 1	0.809 0
	图像 2	0	0.963 9	0.725 7	0.656 5
卤素灯(28 W), 上下布局	图像 3	0	0.999 9	0.935 7	0.892 8
	图像 4	0	0.945 1	0.884 3	0.862 9

## 2 试验结果与讨论

为验证改进 PCNN 模型对番茄植株夜间图像的分割性能,应用本文算法对所采集的 849 幅番茄植株夜间图像进行分割试验。

### 2.1 基于目视及最大熵的图像分割性能评价

由于番茄植株夜间图像背景为较单一的黑色背景,因此,本文首先对比分析了基于固定阈值的黑色背景分割算法与改进 PCNN 模型的分割效果,如图 7 所示。结果表明,通过阈值去除黑色背景实现番茄植株图像分割存在如下缺陷:不同光照条件下

像作为示例,其中阴影及曝光区域已在图 6a 中用标注框标出。由图 6 可见,改进 PCNN 模型可实现阴影及曝光区域的正确分割,同时,在第 2 次迭代时图像分割效果最佳。表 3 为图 6 中 4 幅图像分割结果对应的最大熵。由表 3 可见,4 幅图像均是在第 2 次迭代时所得图像分割结果的最大熵。可见,改进 PCNN 模型在不同光照条件下可实现番茄植株夜间图像的正确分割,且能够减少迭代次数,提高了算法的实时性。

需设置不同的阈值;阴影区域内的番茄植株茎秆被误分割为黑色背景像素,如图 7b 中红色矩形框内所示。改进 PCNN 模型则可实现阴影区域内番茄植株茎秆的正确分割,如图 7c 中的红色矩形框所示。

为检验本文改进 PCNN 模型的优越性和有效性,对不同光照条件下采集的 4 幅图像分别应用改进 PCNN 模型、Otsu 算法、传统 PCNN 模型进行分割性能对比试验,图像分割结果如图 8 所示。

由图 8 可知,Otsu 算法无法实现阴影区域的正确分割;传统 PCNN 模型对阴影区域的分割性能优于 Otsu 算法,但分割不完整;改进 PCNN 模型可实现不同光照条件下番茄植株图像分割,且对番茄植株茎秆的细节分割更完整,尤其是对于被阴影遮挡处的茎秆以及番茄植株茎秆的二级和三级分枝分割较好。

表 4 为图 8 中 4 幅图像分割结果对应的最大熵统计表。由表 4 可见,Otsu 算法的图像分割效果最差。传统 PCNN 模型的图像分割效果明显优于 Otsu 算法,但在图像分割时需多次迭代得到最佳分割结

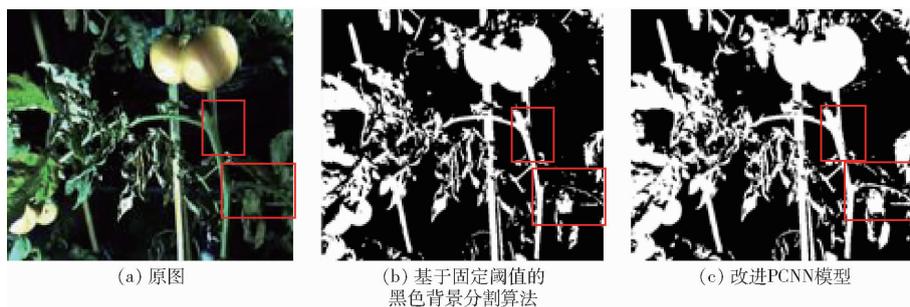


图 7 基于固定阈值的黑色背景分割算法与改进 PCNN 模型的分割效果对比

Fig. 7 Segmentation effect of black background algorithm based on fixed threshold compared with that of improved PCNN model

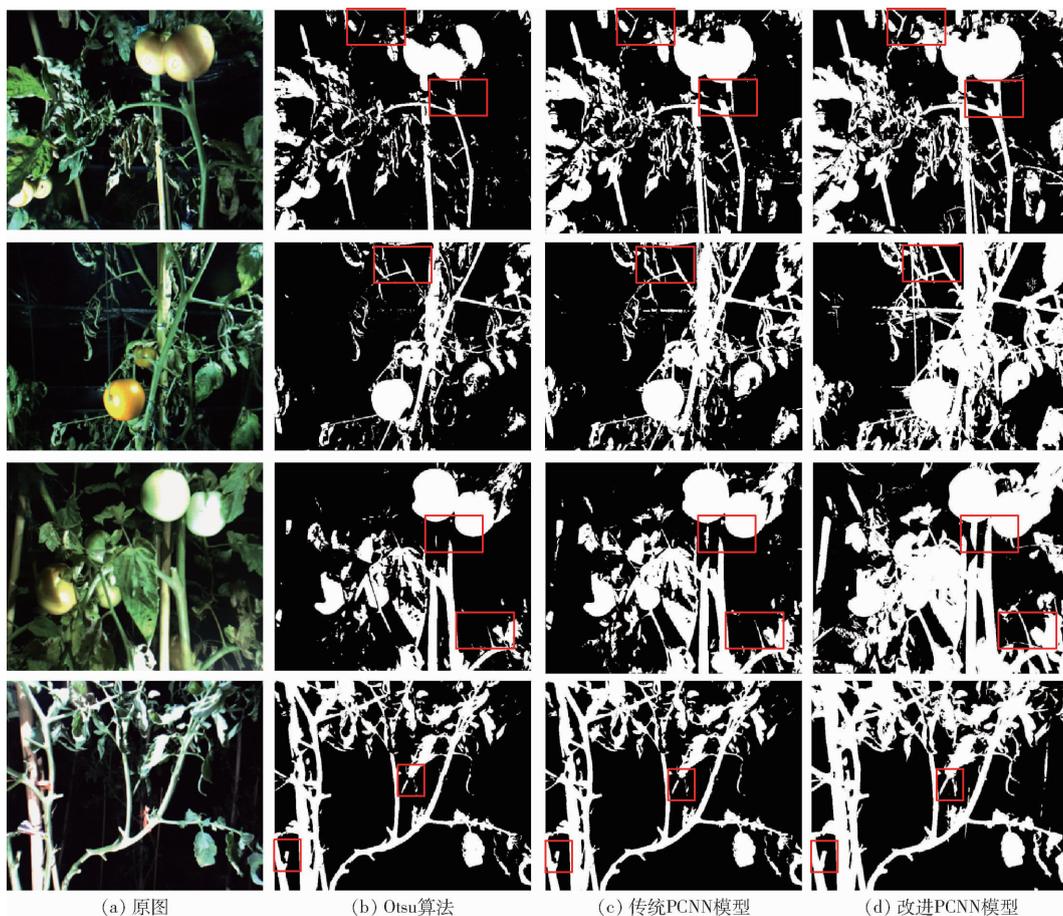


图 8 图像分割性能定性比较

Fig. 8 Qualitative comparison of image segmentation performance

表 4 基于最大熵的图像分割性能对比

Tab. 4 Comparison of image segmentation performance based on maximum entropy

光照条件	算法	最大熵	迭代次数	时间/s	
LED(2W), 对角布局	图像 1	Otsu	0.715 1	0.757 0	
		传统 PCNN	0.853 9	6	8.230 5
		改进 PCNN	0.944 9	2	1.126 0
	图像 2	Otsu	0.722 8		0.470 1
		传统 PCNN	0.848 2	7	8.167 8
		改进 PCNN	0.963 9	2	1.152 0
卤素灯(28W), 上下布局	图像 3	Otsu	0.791 9	0.526 4	
		传统 PCNN	0.892 0	7	8.146 2
		改进 PCNN	0.999 9	2	1.112 3
	图像 4	Otsu	0.828 8		0.781 6
		传统 PCNN	0.842 1	6	8.253 4
		改进 PCNN	0.945 1	2	1.153 0

果,耗时较长。相对于传统 PCNN 模型,改进 PCNN 模型大大缩短运算时间。

## 2.2 基于分割正确率的图像分割性能定量评价

为对改进 PCNN 图像分割模型的有效性进行定量评价,基于分割正确率、假阴率及假阳率对图像分割结果进行评价,并与 Otsu 算法及传统 PCNN 模型进行对比分析。对不同光照条件下采集的 849 幅番茄植株夜间图像进行对比试验,试验结果如表 5 所示。其中,假阴率为前景目标像素误分割为背景像素的概率,假阳率为背景像素误分割为前景目标像素的概率。由于本研究是为后续茎秆识别和定位提供图像分割基础,为验证本文所提算法对番茄植株茎秆图像分割的正确,表 5 为番茄植株图像分割结果中茎秆的图像分割结果。

表 5 基于茎秆分割正确率的图像分割性能对比

Tab.5 Comparison of image segmentation performance based on segmentation accuracy rates for stems

方法	正确率/%	假阴率/%	假阳率/%	分割时间/s
Otsu 算法	70.42	29.58	23.98	0.642 7
传统 PCNN 模型	88.65	11.35	30.30	10.461 0
改进 PCNN 模型	90.43	9.57	32.33	0.994 4

由表 5 可见,改进 PCNN 模型的正确率最高,假阴率最低。基于 Otsu 算法的 PCNN 网络参数自适应调整方法不仅避免了繁琐的参数手工调整过程,

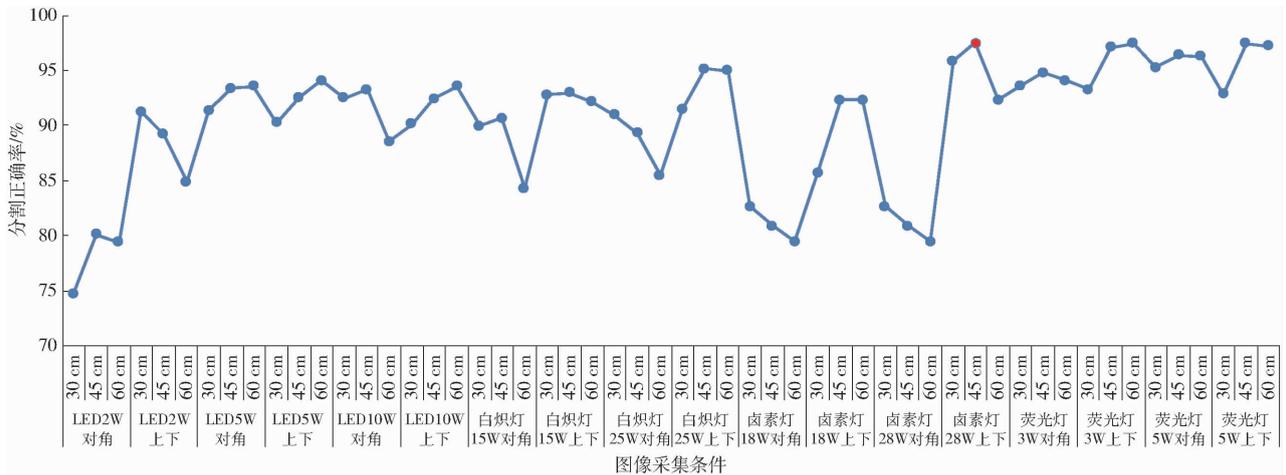


图 9 在不同光照条件下基于改进 PCNN 模型的夜间番茄植株图像分割正确率

Fig.9 Accuracy rates of image segmentation for tomato plant images captured under various lighting conditions at night

迭代。

## 3 结论

(1)对传统 PCNN 模型的链接输入项进行加权处理,可减小 PCNN 模型迭代的“跨度”,有助于提升 PCNN 模型的实时性。

(2)基于 Otsu 算法的改进 PCNN 模型可实现参

且确保了图像分割的正确率。Otsu 算法分割正确率最低是由夜间番茄植株图像对应的色差灰度图非理想的双峰分布造成。

另外,改进 PCNN 模型的假阳率高于传统 PCNN 模型和 Otsu 算法,可能是由于改进 PCNN 模型迭代次数减少,造成了部分像素欠分割。

为进一步分析本文算法对光照变化的适应能力,将改进 PCNN 模型对 849 幅图像的试验结果按光照条件进行归类,如图 9 所示。可见,改进 PCNN 模型对光照变化具有较好的适应能力。此外,由图 9 可见,改进 PCNN 模型对图像采集条件为 28 W 卤素灯上下布局、图像采集距离为 45 cm 时,图像分割正确率最高,这为照明系统的设计及工作距离的确定提供了试验依据。

## 2.3 图像分割实时性评价

由表 4、5 可知,应用改进 PCNN 模型对 849 幅图像进行分割,均在第 2 次迭代时获得最佳图像分割效果,每幅图像的平均分割时间为 0.994 4 s。比较而言,传统 PCNN 模型达到最佳图像分割效果的迭代次数约为 6,平均每幅图像分割时间为 10.461 0 s。因此,与传统 PCNN 模型相比,改进 PCNN 模型的实时性得到了显著提升。与 Otsu 算法相比,改进 PCNN 模型的实时性稍差,主要原因是改进 PCNN 模型的运算量大于 Otsu 算法,且需进行两次

数自适应设置,在避免手动设置参数的同时,确保较高的图像分割正确率。

(3)基于 Otsu 算法的改进 PCNN 模型可实现番茄植株夜间图像的有效分割。图像分割正确率平均值为 90.43%,优于 Otsu 算法;每幅图像平均分割时间为 0.994 4 s,优于传统 PCNN 模型,略长于 Otsu 算法的分割时间。

## 参 考 文 献

- [1] 宋健,张铁中,徐丽明,等. 果蔬采摘机器人研究进展与展望[J]. 农业机械学报, 2006,37(5):158-162.  
SONG Jian, ZHANG Tiezhong, XU Liming, et al. Research actuality and prospect of picking robot for fruits and vegetables[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2006,37(5):158-162. (in Chinese)
- [2] 项荣,应义斌,蒋焕煜. 田间环境下果蔬采摘快速识别与定位方法研究进展[J/OL]. 农业机械学报, 2013,44(11):208-223.  
XIANG Rong, YING Yibin, JIANG Huanyu. Research progress on rapid identification and location of fruit and vegetable picking in field environment [J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2013,44(11):208-223. [http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view\\_abstract.aspx?file\\_no=20131137&flag=1](http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=20131137&flag=1). DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2013.11.037. (in Chinese)
- [3] 赵德安,沈甜,陈玉,等. 苹果采摘机器人快速跟踪识别重叠果实[J]. 农业工程学报, 2015,31(2):22-28.  
ZHAO Dean, SHEN Tian, CHEN Yu, et al. Fast tracking and recognition of overlapping fruit for apple harvesting robot[J]. Transactions of the CSAE, 2015, 31(2):22-28. (in Chinese)
- [4] 熊俊涛,刘振,汤林越,等. 自然环境下绿色柑橘视觉检测技术研究[J/OL]. 农业机械学报, 2018,49(4):45-52.  
XIONG Juntao, LIU Zhen, TANG Linyue, et al. Visual detection technology of green citrus under natural environment [J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018,49(4):45-52. [http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view\\_abstract.aspx?file\\_no=20180405&flag=1](http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=20180405&flag=1). DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2018.04.005. (in Chinese)
- [5] 李寒,张漫,高宇,等. 温室绿熟番茄机器视觉检测方法[J]. 农业工程学报, 2017,33(增刊1):328-334.  
LI Han, ZHANG Man, GAO Yu, et al. Machine vision detection method of green ripe tomato in greenhouse [J]. Transactions of the CSAE, 2017, 33(Supp. 1):328-334. (in Chinese)
- [6] 傅隆生,孙世鹏,VAZQUEZ-ARELLANO M,等. 基于果萼图像的猕猴桃果实夜间识别方法[J]. 农业工程学报, 2017,33(2):207-212.  
FU Longsheng, SUN Shipeng, VAZQUEZ-ARELLANO M, et al. Kiwi fruit recognition method of night based on fruit calyx image [J]. Transactions of the CSAE, 2017,33(2):207-212. (in Chinese)
- [7] 项荣,段鹏飞. 番茄采摘机器人夜间照明系统设计与试验[J/OL]. 农业机械学报, 2016,47(7):8-14.  
XIANG Rong, DUAN Pengfei. Design and test of night lighting system of tomato picking robot [J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2016, 47(7):8-14. [http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view\\_abstract.aspx?flag=1&file\\_no=20160702&journal\\_id=jcsam](http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20160702&journal_id=jcsam). DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2016.07.002. (in Chinese)
- [8] LIU X, ZHAO D, JIA W, et al. A method of segmenting apples at night based on color and position information[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2016, 122:118-123.
- [9] 王新忠,韩旭,毛罕平. 基于吊蔓绳的温室番茄主茎秆视觉识别[J]. 农业工程学报, 2012,28(21):135-141.  
WANG Xinzhong, HAN Xu, MAO Hanping. Visual recognition of main stem of greenhouse tomato based on tendrils [J]. Transactions of the CSAE, 2012, 28(21):135-141. (in Chinese)
- [10] 王秀山,李智广,宫长荣. 动态图像中烟株茎秆特征的识别与应用[J]. 烟草科技, 2015,48(10):78-83.  
WANG Xiushan, LI Zhiguang, GONG Changrong. Identification and application of tobacco stalk characteristics in dynamic images [J]. Tobacco Science and Technology, 2015, 48(10):78-83. (in Chinese)
- [11] 邓翔宇,马义德. 基于PCNN的自动图像分割[J]. 兰州工业学院学报, 2014,21(3):46-51.
- [12] 刘军,李子毅. 一种复杂背景环境下的改进型PCNN图像分割算法[J]. 计算机与数字工程, 2018,46(2):395-406.  
LIU Jun, LI Ziyi. An improved PCNN image segmentation algorithm in complex background [J]. Computer and Digital Engineering, 2018, 46(2):395-406. (in Chinese)
- [13] 胡蓉,夏平,雷帮军,等. 融合Otsu与PCNN的细胞显微图像分割[J]. 信息通信, 2018(11):20-24.  
HU Rong, XIA Ping, LEI Bangjun, et al. Cell microimage segmentation by fusing Otsu and PCNN [J]. Communications and Information Technology, 2018(11):20-24. (in Chinese)
- [14] 张松,汪烈军,祁彦庆. 一种基于PCNN和改进的OTSU的图像分割算法[J]. 中国科技论文, 2016,11(2):236-240.  
ZHANG Song, WANG Liejun, QI Yanqing. An image segmentation algorithm based on PCNN and improved OTSU [J]. Chinese Science and Technology Paper, 2016, 11(2):236-240. (in Chinese)
- [15] WEI S, HONG Q, HOU M. Automatic image segmentation based on PCNN with adaptive threshold time constant [J]. Neurocomputing, 2011, 74(9):1485-1491.
- [16] 张坤华,谭志恒,李斌. 结合粒子群优化和综合评价的脉冲耦合神经网络图像自动分割[J]. 光学精密工程, 2018,26(4):962-970.  
ZHANG Kunhua, TAN Zhiheng, LI Bin. Pulse coupled neural network image automatic segmentation based on particle swarm optimization and comprehensive evaluation [J]. Optics and Precision Engineering, 2018, 26(4):962-970. (in Chinese)
- [17] MONICA S M, SAHOO S K. Pulse coupled neural networks and its applications [J]. Expert Systems with Applications, 2014, 41(8):3965-3974.
- [18] WANG B, CHEN L L, WANG M. Novel image segmentation method based on PCNN [J]. Optik, 2019,187:193-197.
- [19] YAO C, CHEN H J. Automated retinal blood vessels segmentation based on simplified PCNN and fast 2D-Otsu algorithm [J]. Journal of Central South University of Technology, 2009, 16(4):640-646.
- [20] 辛国江,邹北骥,李建锋,等. 结合最大方差比准则和PCNN模型的图像分割[J]. 中国图象图形学报, 2011,16(7):1310-1316.  
XIN Guojiang, ZOU Beiji, LI Jianfeng, et al. Image segmentation based on maximum variance ratio criterion and PCNN model [J]. Journal of Image and Graphics, 2011, 16(7):1310-1316. (in Chinese)
- [21] 陈恺,陈芳,戴敏,等. 基于萤火虫算法的二维熵多阈值快速图像分割[J]. 光学精密工程, 2014,22(2):517-523.  
CHEN Kai, CHEN Fang, DAI Min, et al. Two-dimensional entropy multiple threshold fast image segmentation based on firefly algorithm [J]. Optics and Precision Engineering, 2014, 22(2):517-523. (in Chinese)
- [22] LI G, ZHOU C, ZENG Y, et al. New maximum entropy-based algorithm for structural design optimization [J]. Applied Mathematical Modelling, 2019, 66(2):26-40.