

水田田埂边界支持向量机检测方法

蔡道清 李彦明 覃程锦 刘成良
(上海交通大学机械与动力工程学院, 上海 200240)

摘要: 提出了基于支持向量机的水田田埂边界线的检测算法。采用支持向量机分类算法代替传统的图像分割算法,分割水田图像,提高了在不同光照条件下田埂边界检测的鲁棒性。图像预处理阶段引入超像素分割算法,大大减少了后续图像处理的计算量,并为支持向量机的模型训练提供大量的样本。选取足够数量的超像素样本,提取其颜色特征和纹理特征,构成 19 维的特征向量,并作为训练支持向量机模型的输入。使用训练好的支持向量机模型识别新图像中的水田田埂区域,模型评价指标 F1 分数达到 90.7%。采用霍夫变换提取田埂边界,在 NVIDIA 的 Jetson TX2 硬件平台上,算法总运行时间在 0.8 s 以内,有效满足了水田直播机的实时性要求。

关键词: 田埂边界; 机器视觉; 支持向量机; 霍夫检测

中图分类号: TP391.41; TP242.6⁺2 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2019)06-0022-06

Detection Method of Boundary of Paddy Fields Using Support Vector Machine

CAI Daoqing LI Yanming QIN Chengjin LIU Chengliang
(School of Mechanical Engineering, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China)

Abstract: Automatic navigation is the core elements of agricultural intelligence, and the machine vision based navigation route detection is the core content of automatic navigation system. An algorithm based on support vector machine was proposed to detect paddy field boundary. Support vector machine, instead of traditional image segmentation algorithms, was used to segment the paddy field image, and the robustness of boundary detection under different illumination conditions was improved. Supersixel segmentation algorithm was used to obtain supersixels instead of pixels for subsequent image processing. Supersixels reduced the computational complexity and provided a large number of samples for model training of support vector machine. A sufficient number of supersixel samples were selected for extracting color features and texture features to form a 19-dimensional feature vector. Color features were statistical properties in RGB and HSV color spaces, including *R* average, *G* average, *B* average, *H* average, *S* average, *V* average, *H* variance, *S* variance and *V* variance. Texture features included gradient amplitude mean and weighted gradient direction histogram. Then support vector machine model was trained and used to identify the paddy ridge field in the new picture. In order to judge the performance of the algorithm, the supersixel classification results and the actual manual labeling results were compared based on the 50 images containing paddy ridge field. The recognition F1-score can reach 90.7%. Finally, Hough detection was used to extract the boundary of the paddy ridge field. It took less than 0.8 s on NVIDIA's Jetson TX2 hardware platform by the algorithm and can meet the real-time requirement of agricultural machinery.

Key words: paddy ridge; machine vision; support vector machine; Hough detection

0 引言

自动驾驶是农业智能化的核心要素。在受环境

因素影响、卫星信号差或农田地块边界不规则时,视觉环境识别与导航成为智能农机导航的关键手段。基于机器视觉的导航路线检测算法是自动驾驶系统

收稿日期: 2018-11-12 修回日期: 2019-01-17

基金项目: 国家重点研发计划项目(2016YFD0700505)

作者简介: 蔡道清(1994—),男,博士生,主要从事农机自主作业研究,E-mail: caidaoqing@sjtu.edu.cn

通信作者: 李彦明(1971—),男,副教授,主要从事非结构化环境下智能装备自动驾驶与自主作业研究,E-mail: ymli@sjtu.edu.cn

的核心内容^[1]。导航路线^[2-4]主要包括农作物形成的作物线^[5-7]以及农田的边界线^[8-9]。在航线检测过程中,其核心算法是图像分割,即有效分离农田里的不同区块,为后续的边界提取做准备。受限于硬件计算能力的不足,以及边界检测的实时性要求,传统图像分割算法是基于农田图像中不同区块的颜色差异进行分割^[10-12],此类算法优势在于运行速度快,可以用于实时检测,但对自然光照的鲁棒性能较差。农业车辆多是户外作业,即使是同一天,不同时刻的自然光照不同,因而无法适应光照变化的算法在实际应用中局限性比较大。针对自然光照的多变性,国内外研究人员提出了变换图像颜色空间的方法,由 RGB 图像转换到 YUV 图像^[13-14]、HSV 图像^[15]、光照不变图^[16-17]等,结果证明,此类算法一定程度上能够有效减弱光照的影响,且能够满足农机实时性要求。

上述基于颜色差异和颜色空间变换的边界检测算法是基于模型和知识的检测算法,而基于机器学习的田块边界检测算法是基于特征数据的训练学习方法,在不同光照条件、不同检测地况的训练样本充足的条件下,通过合适的特征提取与选择,机器学习算法能够得到准确的基于特征数据的不同地块的分类结果,而且受自然光照的影响很小。随着硬件计算能力的提升,机器学习算法在机器视觉中得到了应用^[18],但很少应用在农机自动驾驶方面。

本文提出一种基于机器学习的水田田埂边界检测算法。采用线性迭代聚类算法(Simple linear iterative cluster, SLIC)^[19]进行水田图像超像素分割预处理,提取超像素的颜色特征、纹理特征,构成 19 维特征向量,作为支持向量机(Support vector machine, SVM)^[20]模型训练的输入,通过训练好的 SVM 模型识别图像中不同区块,进而分割图像,并采用霍夫变换提取水田田埂边界。

1 水田图像的 SLIC 超像素分割预处理

图 1 所示为水田原始图像,以此为例进行算法说明,图像尺寸为 1 280 像素×720 像素,采取 SLIC 超像素分割算法对其预处理,以少量的超像素代替大量的像素来表达图像特征,能有效减少图像后处理的计算量。

SLIC 水田图像超像素分割分为两步:

(1) 初始化水田图像聚类中心

设置聚类中心个数为 k ,第 i 个聚类中心的向量为 $C_i(l_i, a_i, b_i, x_i, y_i)$,其中 (l_i, a_i, b_i) 是聚类中



图 1 水田原始图像

Fig. 1 Original picture of paddy field

心在 CIELAB 颜色空间的通道值, (x_i, y_i) 是聚类中心在图像中的坐标。初始化的聚类中心以步长 S 均匀分布

$$S = \sqrt{N/k} \quad (1)$$

式中 N ——图像中像素总数

聚类中心以外的标签为 i ($i = 1, 2, \dots, k$), 初始化其他像素的标签为 -1 。

(2) 迭代聚类过程

每个像素归到与其距离最近的聚类中心中, 聚类中心的搜索范围是 $2S \times 2S$, 而不是全局搜索。当所有像素都归到距离最近的聚类中心后, 更新聚类中心向量 $C_i(l'_i, a'_i, b'_i, x'_i, y'_i)$, 其中 $(l'_i, a'_i, b'_i, x'_i, y'_i)$ 为所有属于第 i 个聚类中心的像素向量值 (l, a, b, x, y) 的均值。迭代终止条件设置为迭代次数 n , 满足

$$n \leq n_i \quad (2)$$

式中 n_i ——预先设定的迭代次数

迭代聚类过程像素与聚类中心的距离度量采用加权欧氏距离, 距离计算公式为

$$D' = \sqrt{\left(\frac{d_c}{N_c}\right)^2 + \left(\frac{d_s}{N_s}\right)^2} \quad (3)$$

$$\text{其中 } d_c = \sqrt{(l - l_i)^2 + (a - a_i)^2 + (b - b_i)^2} \quad (4)$$

$$d_s = \sqrt{(x - x_i)^2 + (y - y_i)^2} \quad (5)$$

式中 d_c ——像素与聚类中心在 CIELAB 颜色空间的欧氏距离

d_s ——像素与聚类中心的空间坐标欧氏距离

D' ——像素与聚类中心的距离度量

N_c, N_s ——加权系数

SLIC 水田图像超像素分割能生成紧凑、近似均匀的超像素, 且算法运行速度快, SLIC 分割效果如图 2 所示。



图 2 SLIC 分割效果

Fig. 2 SLIC segmentation diagram

2 水田超像素特征提取

对每一个超像素,提取 9 维颜色特征和 10 维纹理特征组成 19 维特征向量,特征向量 v_j 表达为

$$v_j = (\mu_{jr}, \mu_{jg}, \mu_{jb}, \mu_{jh}, \mu_{js}, \mu_{jv}, \mu_{jm}, \sigma_{jh}, \sigma_{js}, \sigma_{jv}, h_{j1}, h_{j2}, h_{j3}, h_{j4}, h_{j5}, h_{j6}, h_{j7}, h_{j8}, h_{j9}) \quad (6)$$

式中 j ——超像素编号

$\mu_{jr}, \mu_{jg}, \mu_{jb}$ ——超像素内所有像素的 RGB 三通道均值

$\mu_{jh}, \mu_{js}, \mu_{jv}$ ——超像素内所有像素的 HSV 三通道均值

$\sigma_{jh}, \sigma_{js}, \sigma_{jv}$ ——超像素内所有像素的 HSV 三通道的方差

μ_{jm} ——超像素内所有像素的梯度幅值均值

$h_{j1} \sim h_{j9}$ ——超像素内基于像素梯度方向直方图的 9 维向量值

2.1 颜色特征的提取

颜色特征是基于 RGB 和 HSV 颜色空间的超像素内像素值的统计特性,即计算超像素内所有像素的 RGB 三通道均值和 HSV 三通道均值及 HSV 三通道的方差。采用 HSV 颜色空间,是因为 HSV 颜色空间对于自然光照变化的敏感度低,一定程度上可以减弱自然光照对颜色特征的影响。HSV 三通道的方差计算公式为

$$\sigma^2 = \sum (z - \mu)^2 p(z) \quad (7)$$

式中 z ——超像素内像素 (x, y) 的 HSV 三通道值

μ ——超像素内所有像素的 HSV 三通道均值

$p(z)$ ——超像素内像素值为 z 的概率

颜色特征提取流程如图 3 所示。超像素颜色特

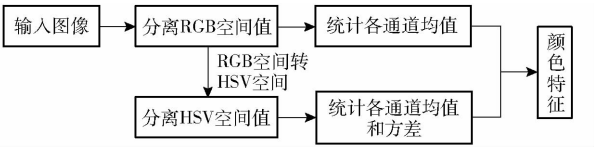


图 3 超像素颜色特征提取流程图

Fig. 3 Flow chart of superpixel color feature extraction

征图如图 4 所示。

2.2 纹理特征的提取

不同于颜色特征,图像的纹理特征表征了像素及其空间邻域的像素值分布,描述了图像区域所对应物体的表面性质。

本文提取的纹理特征包括两部分:超像素内所有像素的梯度幅值均值和基于像素梯度方向直方图的 9 维向量。

像素梯度幅值的计算公式为

$$G(x, y) = \sqrt{G_x(x, y)^2 + G_y(x, y)^2} \quad (8)$$

其中 $G_x(x, y) = I(x + 1, y) - I(x, y) \quad (9)$

$G_y(x, y) = I(x, y + 1) - I(x, y) \quad (10)$

式中 $I(x, y)$ —— (x, y) 处像素灰度

$G(x, y)$ —— (x, y) 处像素梯度幅值

$G_x(x, y)$ —— (x, y) 处像素横向梯度

$G_y(x, y)$ —— (x, y) 处像素纵向梯度

实际处理中,在计算横向梯度 G_x 和纵向梯度 G_y 的时候,采用 Sobel 边缘算子做卷积。

$$\begin{cases} G_x = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} * I \\ G_y = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -1 \end{bmatrix} * I \end{cases} \quad (11)$$

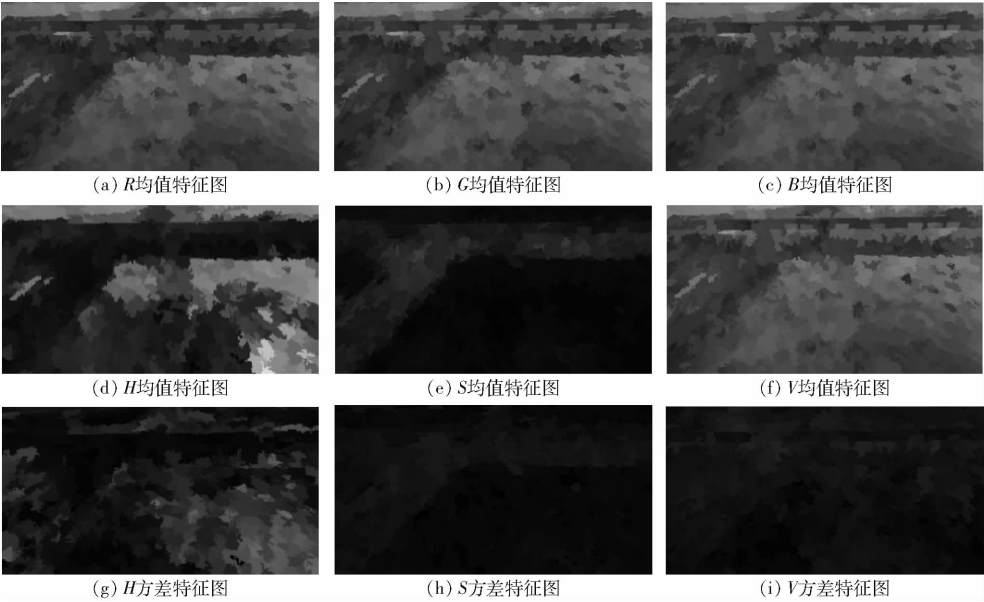


图 4 超像素颜色特征图

Fig. 4 Graphic representations of superpixel color features

式中 I ——水田图像灰度

纹理特征第 1 部分梯度幅值均值的提取流程如图 5 所示。

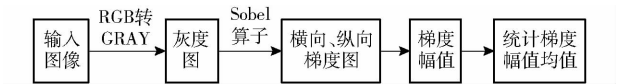


图 5 纹理特征第 1 部分的提取流程图

Fig. 5 Flow chart of the first part of texture feature extraction

超像素梯度幅值均值特征图如图 6 所示。

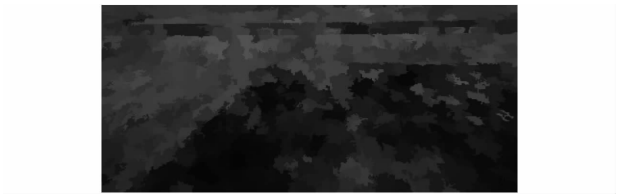


图 6 超像素梯度幅值均值特征图

Fig. 6 Graphic representation of superpixel gradient amplitude mean feature

纹理特征的第 2 部分梯度方向直方图 9 维向量是基于像素梯度方向直方图的 9 维向量。利用式(11)的 G_x 和 G_y , 计算坐标 (x, y) 处像素的梯度方向值

$$\alpha(x, y) = \arctan \frac{G_x(x, y)}{G_y(x, y)} \tag{12}$$

式中 $\alpha(x, y)$ ——像素 (x, y) 梯度方向值, 取值范围为 $0^\circ \sim 360^\circ$

以如下规则构建 9 维纹理特征向量:

(1) 如图 7 所示, 将 $0^\circ \sim 360^\circ$ 均匀分成 9 部分, 每部分对应 9 维特征向量的一个值。初始化 9 维向量各个值为 0。

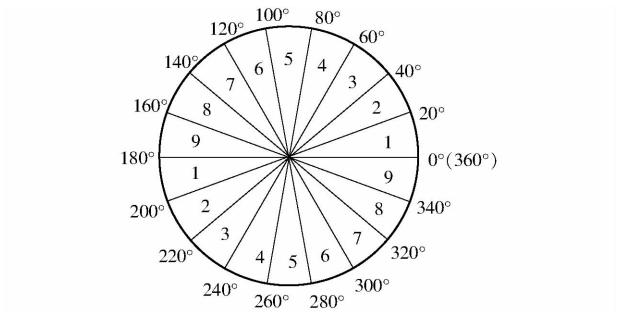


图 7 $0^\circ \sim 360^\circ$ 角度分块图

Fig. 7 Block diagram of $0^\circ \sim 360^\circ$ angle

(2) 遍历超像素内所有像素, 根据像素的梯度方向值, 在对应的角度区域里计算加权值。即当像素 (x, y) 的梯度方向值 $\alpha(x, y)$ 满足

$$\alpha(x, y) \in f_q \quad (q = 1, 2, \dots, 9) \tag{13}$$

式中 f_q ——第 q 个角度范围

计算 f_q 对应的向量值 h_q 的加权值, 以像素幅度值作为加权系数

$$h_q \leftarrow h_q + G(x, y) \times 1 \tag{14}$$

式中 $\leftarrow$ ——赋值运算

3 基于支持向量机的水田田埂识别

3.1 田埂识别 SVM 训练样本获取与处理

本文训练样本集为人工标注的超像素, 取超像素的 19 维特征向量作为 SVM 模型训练数据输入, 训练标签为 $(-1, 1)$, 规定田埂区域的超像素为正样本(1), 非田埂区域的超像素为负样本(-1)。超像素来源于一天中不同时刻不同水田采集的 20 幅水田图像, 进行标注得到了 1 266 个正样本和 2 749 个负样本, 从而得到训练样本集合 (v_j, m_j) 。 $j = 1, 2, \dots, 4\,015; m_j \in (-1, 1)$ 。

3.2 田埂识别 SVM 模型训练

水田田埂识别 SVM 模型训练的目标是找到能够划分田埂和非田埂两类样本且使得两类样本间隔最大的超平面, 超平面可以通过线性方程表示为

$$\omega^T v + b = 0 \tag{15}$$

式中 ω ——超平面的法向量, 决定了超平面的方向
 b ——位移项, 决定了超平面与原点的距离
 v ——训练样本集

为了最大化两类样本的间隔, SVM 要解决的是二次优化问题

$$\begin{cases} \min \frac{1}{2} \|\omega\|^2 \\ \text{s. t. } m_j(\omega^T v_j + b) \geq 1 \end{cases} \tag{16}$$

针对非线性可分的样本, 选择合适的核函数转换特征向量, 进而达到划分样本的目的。

比较径向基核函数、多项式核函数和线性核函数, 因为线性核函数的分类效果更好, 因此最终选定线性核函数作为 SVM 模型的核函数。

另外, 采用交叉验证的方法来避免 SVM 对训练样本过拟合, 即将训练样本随机分成两部分: 90% 样本作为模型训练样本, 用于训练 SVM 模型; 10% 样本作为验证集, 用于验证模型准确率, 以验证集准确率最高的模型作为输出模型。

3.3 田埂识别 SVM 模型应用与验证

经过 SLIC 超像素分割后, 对每个超像素提取特征, 并加载训练好的 SVM 模型, 对每个超像素类型进行预测。图 8 显示了田埂识别分类效果, 其中红色表示田埂区域。从分类的结果图中可以看出, 水田田埂的超像素基本被准确分类。

4 水田田埂边界检测试验

4.1 试验平台及环境

在洋马 VP6E 型水田直播机上安装 ZED 相机,



图 8 松江区 09:00 水田横向田埂分类结果图
Fig. 8 Classification results of paddy field with horizontal ridge at 09:00 in Songjiang District

相机以 1 280 像素 × 720 像素的分辨率,30 帧/s 的速度采集图像。算法处理器选用的是 NVIDIA 下的 Jetson TX2 产品,Jetson TX2 配备 8 GB 运行内存和 32 GB 的存储空间,CPU 的主频可以达到 2 GHz。基于 Ubuntu 操作系统,在 CMake 编译环境下采用 C++ 语言对算法进行编程实现。在超像素分割以及 SVM 分类阶段,使用了计算机视觉开源库 OpenCV 中的 SuperpixelSLIC 和 SVM 函数。试验环境是上海市松江区和浦东区的未播种水田,试验平台及环境如图 9 所示。



图 9 水田田埂边界检测试验现场

Fig. 9 Experiment scene of paddy field boundary detection

4.2 试验结果

水田直播机以 0.8 m/s 的速度行驶时,ZED 相机实时采集水田图像,Jetson TX2 在 0.6 s 内完成一幅水田图像中田埂部分的识别。针对一天中不同时刻的松江区水田田埂,经过 SVM 分类过后的田埂识别情况如图 10、11 所示。结合图 8 的分类结果图,可以看出,所用机器学习算法对松江区水田里的不同类型田埂,以及不同时间段内(不同光照)的田埂,都能够很好地识别。

为了验证田埂识别算法具有一定的泛化能力,在上海浦东区水田里应用此算法。试验在 16:00 进行,试验结果如图 12 所示。分类结果图表明此算法在不同的水田里均可有效检测出水田田埂部分。

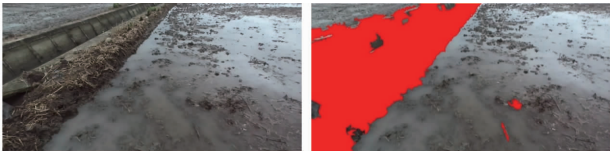


图 10 松江区 09:00 水田纵向田埂分类结果
Fig. 10 Classification results of paddy field with vertical ridge at 09:00 in Songjiang District

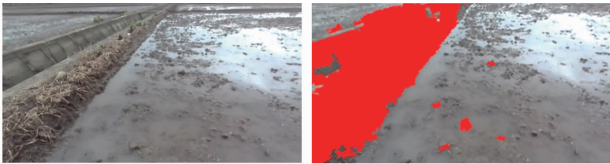


图 11 松江区 15:00 水田纵向田埂分类结果
Fig. 11 Classification results of paddy field with vertical ridge at 15:00 in Songjiang District

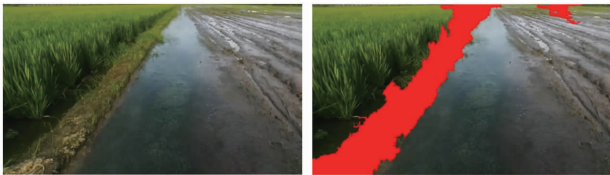


图 12 浦东区 16:00 水田纵向田埂分类结果
Fig. 12 Classification results of paddy field with vertical ridge at 16:00 in Pudong District

以 F1 分数作为田埂检测算法的评价指标。在松江区和浦东区拍摄的图像中,选择 50 幅包含田埂的水田图像,将超像素的分类结果与实际人工标注的结果对比,同时统计超像素识别的精准率和召回率。50 幅水田图像经过超像素分割后生成 21 875 个超像素,经过人工标注后,正样本超像素(田埂部分的超像素)数目为 3 365,负样本超像素(非田埂部分的超像素)数目为 18 510。田埂识别算法的分类统计结果如表 1 所示。

表 1 田埂识别算法分类结果统计分析
Tab. 1 Statistical analysis of classification results

相机	真正样本/个	真负样本/个	假正样本/个	假负样本/个	精准率/%	召回率/%	F1 分数/%
ZED	3 100	18 137	373	265	89.3	92.1	90.7

表 1 中,真正样本表示预测为 1,实际也为 1 的超像素;真负样本表示预测为 0,实际也为 0 的超像素;假正样本表示预测为 1,实际为 0 的超像素;假负样本表示预测为 0,实际为 1 的超像素。

由表 1 可知,所提算法能够准确分割出水田中田埂区域和非田埂区域,F1 分数指标达到 90.7%,从而验证了算法的有效性。

因为航线是直接引导农机自动行驶的信息,因此,在分类出水田田埂区域后,需要进一步提取田埂边界线,以此作为农机行驶的航线。

以图 10 的水田田埂分类结果为例,说明田埂边界提取的过程。基于 SVM 的分类结果,将水田图像二值化,得到二值化图,如图 13a 所示。使用 Canny 边缘检测算子检测二值化图的所有边缘,得到边缘

图,如图 13b 所示。使用霍夫变换检测边缘图中所有直线,霍夫变换检测出的直线不止一条,如图 13c 所示。选取离图像底部中心像素点(640,720)最近的直线作为田埂边界,如图 13d 所示,红线为提取的田埂边界线。从图中可以看出,田埂边界能够被有效提取出来。

如图 13d 所示,绿色虚线为人工标注的田埂边界线。以算法提取的田埂边界线和人工标注的边界线之间的夹角作为评判边界线检测精度的标准。统计上文中选取的 50 幅水田图像中红绿两线的夹角,均值为 1.63° ,方差为 0.14。因此,由本文算法提取的田埂边界线精度满足自动导航的要求。

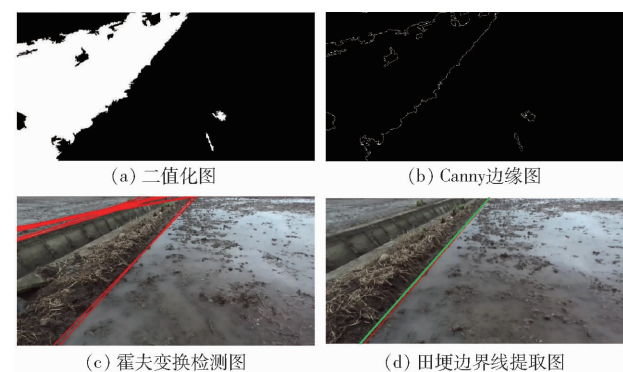


图 13 水田田埂边界提取图

Fig. 13 Graphic representations of farmland ridge boundary extraction

Jetson TX2 在 0.6 s 内完成一幅水田图像中田埂部分的识别(包含了图像预处理),后续导航线识别时间在 0.2 s 以内,因而算法处理一幅图像总运行时间在 0.8 s 以内。同时,由于相机前视距离可以达到 10 m,且水田直播机的行进速度为 0.8 m/s,因此 0.8 s 的算法处理时间能够较好地满足水田直播机运动中实时检测田埂的需要。

5 结论

(1)对水田原始图像进行 SLIC 超像素分割预处理,有效减少了后续图像处理的计算量,并为支持向量机的模型训练提供了大量的样本,仅需要 20 幅图像便可获得上千个特征样本,解决了机器学习算法需要大量样本的问题。

(2)考虑到田埂区域和非田埂区域在颜色和纹理上都存在一定差异,因而在特征提取阶段提取了 9 维颜色特征向量和 10 维纹理特征向量,充分利用了图像信息,弥补了传统图像分割算法依赖图像颜色信息的不足。

(3)对不同时间段、不同地块的多幅农田图像进行处理,结果表明,本文算法能够准确分割出水田中田埂区域和非田埂区域,F1 分数达到 90.7%。在 NVIDIA 的 Jetson TX2 硬件平台上,算法总运行时间在 0.8 s 以内,有效地满足了水田直播机的实时性要求。

参 考 文 献

- [1] 陈兵旗,吴召恒,李红业,等. 机器视觉技术的农业应用研究进展[J]. 科技导报, 2018, 36(11): 54-65.
CHEN Bingqi, WU Zhaozheng, LI Hongye, et al. Research of machine vision technology in agricultural application: today and the future[J]. Science & Technology Review, 2018, 36(11): 54-65. (in Chinese)
- [2] 周俊,姬长英,刘成良. 农用轮式移动机器人视觉导航系统[J]. 农业机械学报, 2005, 36(3): 90-94.
ZHOU Jun, JI Changying, LIU Chengliang. Visual navigation system of agricultural wheeled mobile robot [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2005, 36(3): 90-94. (in Chinese)
- [3] 周俊,姬长英. 农业机器人视觉导航中多分辨率路径识别[J]. 农业机械学报, 2003, 34(6): 120-123.
ZHOU Jun, JI Changying. Multi-resolution road recognition for visual navigation[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2003, 34(6): 120-123. (in Chinese)
- [4] 陈娇,姜国权,杜尚丰,等. 基于垄线平行特征的视觉导航多垄线识别[J]. 农业工程学报, 2009, 25(12): 107-113.
CHEN Jiao, JIANG Guoquan, DU Shangfeng, et al. Crop rows detection based on parallel characteristic of crop rows using visual navigation[J]. Transactions of the CSAE, 2009, 25(12): 107-113. (in Chinese)
- [5] 李景彬,陈兵旗,刘阳,等. 采棉机视觉导航路线图像检测方法[J]. 农业工程学报, 2013, 29(11): 11-19.
LI Jingbin, CHEN Bingqi, LIU Yang, et al. Detection for navigation route for cotton harvester based on machine vision[J]. Transactions of the CSAE, 2013, 29(11): 11-19. (in Chinese)
- [6] SANTOSH H, FRITS K, CAJOTER B, et al. Image-based particle filtering for navigation in a semi-structured agricultural environment[J]. Biosystems Engineering, 2014, 121:85-95.
- [7] XAVIER P, ANGELA R, ALBERTO T, et al. Analysis of natural images processing for the extraction of agricultural elements [J]. Image and Vision Computing, 2010, 28(1):138-149.
- [8] 陈兵旗,东城清秀,渡边兼五,等. 田植ロボットの視覚部に関する研究(第4報)[J]. 農業機械学会誌, 1999, 61(3): 57-64.
CHEN Bingqi, DONGCHENG Qingxiu, WATANABE Kenzo, et al. Research on transplanting robot vision system (4th report): testing of cement field rakes[J]. Journal of Japan Agricultural Machinery Journal, 1999, 61(3): 57-64. (in Japanese)
- [9] 陈兵旗,东城清秀,渡边兼五,等. 田植ロボットの視覚部に関する研究(第3報)[J]. 農業機械学会誌, 1998, 60(5): 63-74.
CHEN Bingqi, DONGCHENG Qingxiu, WATANABE Kenzo, et al. Research on transplanting robot vision system(3rd report): detection of soil ridges[J]. Journal of Japan Agricultural Machinery Journal, 1998, 60(5): 63-74. (in Japanese)

(下转第 109 页)

- Journal of Agricultural Mechanization Research, 2016, 38(5): 169 – 175, 180. (in Chinese)
- [20] 王俊发, 马浏轩, 邵东伟, 等. 玉米根茬收获机设计与试验[J/OL]. 农业机械学报, 2012, 43(6): 68 – 72.
WANG Junfa, MA Liuxuan, SHAO Dongwei, et al. Design and experiment of maize root stubble harvester [J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2012, 43(6): 68 – 72. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=20120613&flag=1&journal_id=jcsam. DOI: 10. 6041/j. issn. 1000-1298. 2012. 06. 013. (in Chinese)
- [21] 刘文政, 何进, 李洪文, 等. 基于离散元的微型马铃薯仿真参数标定[J/OL]. 农业机械学报, 2018, 49(5): 125 – 135, 142.
LIU Wenzheng, HE Jin, LI Hongwen, et al. Calibration of simulation parameters for potato minituber based on EDEM [J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(5): 125 – 135, 142. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=20180514&flag=1&journal_id=jcsam. DOI: 10. 6041/j. issn. 1000-1298. 2018. 05. 014. (in Chinese)
- [22] 贾晶霞, 杨德秋, 张东兴, 等. 马铃薯收获过程中块茎运动仿真分析[J]. 农机化研究, 2011, 33(8): 38 – 41, 50.
JIA Jingxia, YANG Deqiu, ZHANG Dongxing, et al. Moving simulation analysis on potato tuber during harvester[J]. Journal of Agricultural Mechanization Research, 2011, 33(8): 38 – 41, 50. (in Chinese)
- [23] MCRAE D C, HUTCHISON P S, CARRUTHERS J. Sieving control and horizontal agitation of potato harvester chains[J]. Transactions of the ASAE, 1986, 29(2): 366 – 369, 373.
- [24] 葛宜元, 梁秋艳, 王桂莲. 试验设计方法与 Design-Expert 软件应用[M]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学出版社, 2015.
- [25] 何为, 薛卫东, 唐斌. 优化试验设计方法与数据处理[M]. 北京: 化学工业出版社, 2012.
-

(上接第 27 页)

- [10] 刁智华, 赵明珍, 宋寅卯, 等. 基于机器视觉的玉米精准施药系统作物行识别算法及系统实现[J]. 农业工程学报, 2015, 31(7): 47 – 52.
DIAO Zhihua, ZHAO Mingzhen, SONG Yinmao, et al. Crop line recognition algorithm and realization in precision pesticide system based on machine vision[J]. Transactions of the CSAE, 2015, 31(7): 47 – 52. (in Chinese)
- [11] 胡炼, 罗锡文, 曾山, 等. 基于机器视觉的株间机械除草装置的作物识别与定位方法[J]. 农业工程学报, 2013, 29(10): 12 – 18.
HU Lian, LUO Xiwen, ZENG Shan, et al. Plant recognition and localization for intra-row mechanical weeding device based on machine vision[J]. Transactions of the CSAE, 2013, 29(10): 12 – 18. (in Chinese)
- [12] 吴刚, 谭戡, 郑永军, 等. 基于改进 Hough 变换的收获机器人行走目标直线检测[J]. 农业机械学报, 2010, 41(2): 176 – 179.
WU Gang, TAN Yu, ZHENG Yongjun, et al. Walking goal line detection based on improved Hough transform on harvesting robot[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2010, 41(2): 176 – 179. (in Chinese)
- [13] 孟庆宽, 何洁, 仇瑞承, 等. 基于机器视觉的自然环境下作物行识别与导航线提取[J]. 光学学报, 2014, 34(7): 172 – 178.
MENG Qingkuan, HE Jie, QIU Ruicheng, et al. Crop recognition and navigation line detection in natural environment based on machine vision[J]. Acta Optica Sinica, 2014, 34(7): 172 – 178. (in Chinese)
- [14] 林伟明, 胡云堂. 基于 YUV 颜色模型的番茄收获机器人图像分割方法[J/OL]. 农业机械学报, 2012, 43(12): 176 – 180.
LIN Weiming, HU Yuntang. Image segmentation method based on YUV color space for tomato harvesting robot [J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2012, 43(12): 176 – 180. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20121232&journal_id=jcsam. DOI: 10. 6041/j. issn. 1000-1298. 2012. 12. 032. (in Chinese)
- [15] 赵红雨, 吴乐华, 史燕军, 等. 基于 HSV 颜色空间的运动目标检测方法[J]. 现代电子技术, 2013, 36(12): 45 – 48.
ZHAO Hongyu, WU Lehua, SHI Yanjun, et al. Moving target detection method based on HSV color space [J]. Modern Electronics Technique, 2013, 36(12): 45 – 48. (in Chinese)
- [16] 杜凯, 宋永超, 巨永锋, 等. 改进的光照不变道路检测算法[J]. 交通运输系统工程与信息, 2017, 17(5): 45 – 52.
DU Kai, SONG Yongchao, JU Yongfeng, et al. Improved road detection algorithm based on illuminant invariant [J]. Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology, 2017, 17(5): 45 – 52. (in Chinese)
- [17] LATEGAHN H, BECK J, KITT B, et al. How to learn an illumination robust image feature for place recognition[C] // Intelligent Vehicles Symposium (IV), IEEE, 2013: 285 – 291.
- [18] SHINZATO P, WOLF D. A road following approach using artificial neural networks combinations[J]. Journal of Intelligent & Robotic System, 2011, 62(3/4): 527 – 546.
- [19] ACHANTA R, SHAJI A, SMITH K, et al. SLIC superpixels compared to state-of-the-art superpixel methods[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2012, 34(11): 2274 – 2282.
- [20] CORTES C, VAPNIK V. Support-vector networks[J]. Machine Learning, 1995, 20(3): 273 – 297.