

基于 SUSAN 角点的秧苗列中心线提取方法

张 勤¹, 陈少杰¹, 李 彬^{2*}

(1. 华南理工大学机械与汽车工程学院, 广州 510641; 2. 华南理工大学自动化科学与工程学院, 广州 510641)

摘 要: 中国南方水田环境复杂, 不同生长阶段秧苗的形态各异, 且田中常出现浮萍及蓝藻, 其颜色与秧苗颜色极其相似, 因此常用的作物特征提取算法难以应用在水田上。针对这些问题, 该文提出一种基于 SUSAN 角点的秧苗列中心线方法。运用归一化的 ExG (excess green index) 提取秧苗的灰度化特征, 运用自适应的 SUSAN (smallest univalue segment assimilating nucleus) 算子提取秧苗特征角点; 最后运用扫描窗口近邻法进行聚类, 采用基于已知点的 Hough 变换 (known point Hough transform) 提取秧苗列中心线。经试验验证, 此算法在图像中存在浮萍、蓝藻和秧苗倒影的情况下有较高的鲁棒性。在各种情况下均成功提取秧苗的列中心线, 且每幅真彩色图像 (分辨率: 1280×960) 处理时间不超过 563 ms, 满足视觉导航的实时性要求。

关键词: 作物; 自适应算法; 图像处理; SUSAN 角点; 中心线提取; 秧苗; Hough 变换

doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.2015.20.023

中图分类号: TP24

文献标识码: A

文章编号: 1002-6819(2015)-20-0165-07

张 勤, 陈少杰, 李 彬. 基于 SUSAN 角点的秧苗列中心线提取方法[J]. 农业工程学报, 2015, 31(20): 165—171.

doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.2015.20.023 http://www.tcsae.org

Zhang Qin, Chen Shaojie, Li Bin. Extraction method for centerlines of rice seedlings based on SUSAN corner[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2015, 31(20): 165—171. (in Chinese with English abstract) doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.2015.20.023 http://www.tcsae.org

0 引 言

中国南方水稻的种植面积占全国水稻种植面积的 83.52%^[1], 由于中国南方特殊的气候, 水田多生长杂草、浮萍以及蓝藻等, 与水稻抢夺生长空间、肥料养分及光照, 是影响中国水稻产量的主要原因之一。随着环境保护意识的增强与食品健康问题受到重视, 越来越多的学者开始研究水稻田的物理除草。国内外学者对此提出了多种方法^[2-5]。

机器人除草是一种高效的物理除草方式。机器人除草首要任务是定位作物中心线。对于农作物中心线的检测, 国内外学者已经做了大量研究。

Choi 等^[6]利用近红外摄像机和形态学特征分析的定位秧苗的中心。Montalvo 等^[7]利用 ExG 算子和 Otsu 二值化方法提取特征, 然后再次运用 Otsu 方法剔除杂草等噪声, 最后基于先验知识提取作物行直线。Bakker 等^[8]运用 ExG 灰度化图像后将图像分割为三部分, 每一部分单独运用 Hough 变换提取作物行中心线, 最后将三部分图像融合得到导航参数。Guerrero^[9]使用专家系统来定位作物行。该系统一部分用来从背景中分割作物; 另一部分运

用几何约束和稳健的 Theil-Sen 评估器来获取作物行直线。Han 等^[10]运用基于 K 均值聚类法获得作物行的信息, 同时运用价值函数得到了导航的基准线。Chen 等^[11-12]采用了“线性分析法”, 分析了秧苗不同生长阶段的图像后, 运用改进的 Hough 变换提取农作物的导航基准线。丹麦的 Olsen 和 Sogaard^[13]运用 ExG 算子灰度化图像后分析图像水平方向的灰度重心, 运用线性回归法获得作物行的位置。英国的 Tillet 等^[14]运用图像红绿蓝三通道的比率来消除作物影子, 同时他们提出一种基于二维小波的滤波器来定位农作物的位置。Jiang 等^[15]运用多重兴趣窗口扫描图像提取作物行的特征点, 同时对下一行特征点进行预测, 最后运用 Hough 变换提取作物中心线。De Rainville 等^[16]运用朴素贝叶斯分类器和高斯混合聚类算法来识别农作物和杂草。

上述研究主要针对温室环境不复杂或者理想情况下的水田环境, 并没有考虑水田环境中经常出现的秧苗倒影、绿藻和浮萍、秧苗叶尖相互遮挡对秧苗中心线提取的影响。

本课题组^[17]针对中国南方水田的特点运用彩色模型和近邻法聚类的方法检测水田秧苗, 成功提取出水田秧苗列中心线。但是该方法需要根据秧苗的生长阶段及环境作适当调整, 使其在自动化除草机器人上的应用受限。本文在此研究基础上, 针对南方水田环境复杂、多浮萍蓝藻等特点, 采用自适应 SUSAN 角点提取秧苗的生长区域, 基于近邻法对秧苗特征点进行聚类, 使得中心线的提取可以适应秧苗不同的生长阶段而不必随生长阶段不同调整算法。

收稿日期: 2015-07-28 修订日期: 2015-10-10

基金项目: 广东省省级科技计划项目 (2014A020208018); 广东省教育产学研结合项目 (2012B091100145) 联合资助

作者简介: 张 勤, 女, 辽宁锦州人, 教授, 主要从事机器人及其应用方面的研究。广州 华南理工大学机械与汽车工程学院, 510641。

Email: zhangqin@scut.edu.cn

*通信作者: 李 彬, 男, 广东茂名, 副教授, 主要从事科学计算可视化、图像处理与模式识别方面的研究。广州 华南理工大学自动化科学与工程学院, 510641。Email: binlee@scut.edu.cn

1 材料与方法

1.1 基于 ExG 的秧苗灰度特征提取

水田秧苗生长过程秧苗生长情况及水田背景噪声各异, 需要在各种情况下提取出秧苗的特征。针对不同时期水田环境的特点, 分别使用 G-R、ExG、ExG-ExR 以及在 HSI 空间提取 S 分量的方法灰度化水田图像, 得出归一化的 ExG 在秧苗生长的前 3 周可以准确地提取出秧苗的特征^[18]。

ExG 是一种较为常用的农作物特征提取方法, 其基本思想是从 RGB 空间中提取各通道参数, 运用 ExG 对图像进行灰度化, 计算公式为:

$$\begin{aligned} G &= g/(g+r+b) \\ R &= r/(g+r+b) \\ B &= b/(g+r+b) \end{aligned} \quad (1)$$

式中: r 、 g 、 b 分别表示像素的红、绿、蓝 3 个颜色通道取值; R 、 G 、 B 表示归一化的红、绿、蓝取值。

$$Gray(x, y) = \begin{cases} 0 & 2G - R - B < 0 \\ (2G - R - B) & \text{其余} \\ 255 & 2G - R - B > 255 \end{cases} \quad (2)$$

式中: $Gray(x, y)$ 表示坐标为 (x, y) 的灰度值。

1.2 基于自适应 SUSAN 角点检测的秧苗特征点提取

经过归一化的 ExG 灰度化图像后, 抑制了大部分图像的背景噪声, 但在有浮萍及蓝藻的情况下, 背景仍然有很强的噪声。单个浮萍与蓝藻面积较小, 一般在图像中只占据几个像素点, 因此其引起的噪声多数为严重的椒盐噪声, 而秧苗则表现为较明亮的区域。因此可以使用高斯平滑去除背景的椒盐噪声, 而后运用自适应 SUSAN 角点检测提取秧苗特征点。

SUSAN 角点检测由牛津大学的 Smith^[19]等提出。SUSAN 算法使用一个圆形模板和一个圆中心点, 通过圆中心点灰度值与模板内其他像素灰度值比较, 统计处与圆中心点灰度值近似的像素数量, 当数量小于某一阈值, 则认为是要检测的角点。

将圆形模板在被检测的图像上逐个像素移动并与中心像素进行比较, 其比较形式为:

$$c(r, r_0) = \begin{cases} 1 & |I(r) - I(r_0)| \leq t \\ 0 & |I(r) - I(r_0)| > t \end{cases} \quad (3)$$

式中: r_0 表示模板中心位置; r 表示模板其他任意位置; $I(r)$ 表示位置 r 处的灰度值; t 是相似度阈值。

当模板圆内所有像素值比较完成后, 对结果 $c(r, r_0)$ 进行累加:

$$n(r, r_0) = \sum_{r \in \Omega} c(r, r_0) \quad (4)$$

式中: $n(r, r_0)$ 为模板核 r_0 处 USAN(Univaluse Segment Assimilating Nucleus)的像素数量。Ω 表示整个模板区域。 $n(r, r_0)$ 在角点处取得极小值。定义角点响应为:

$$R(r_0) = \begin{cases} g - n(r_0) & n(r_0) < g \\ 0 & n(r_0) \geq g \end{cases} \quad (5)$$

式中: g 为固定的阈值, 角点响应 $R(r_0)$ 在角点处取得极

大值。

为了得到更稳定的结果, 本文对阈值 g 作了讨论和改进。改进后的 SUSAN 角点检测算法流程如下:

①选择圆形模板, 计算相似度, 确定 USAN 区域。圆形模板用一个 37 像素的近似圆形的模板表示, SUSAN 模板在图像上从左到右、从下到上滑动, 在检测的图像上比较模板范围内每个像素灰度值与模板中心像素的灰度值, 其计算公式如下:

$$c(x, y)_{(x_0, y_0)} = e^{-\left(\frac{I(x, y) - I(x_0, y_0)}{\varepsilon}\right)^2} \quad (6)$$

式中: $I(x, y)$, $I(x_0, y_0)$ 分别表示检测图像上模板中对应像素点的灰度值以及模板中心的灰度值。 ε 决定了提取特征量的多少, 当灰度差值小于 ε 时, 就认为其为 USAN 区域。 ε 取值越小, 特征点的数量越少, 反之则特征点越多。本文中 ε 取值为 10。

②计算 USAN 区域值的总和, 其值在角点处达到最小值。掩模的 USAN 值计算公式为:

$$n(x_0, y_0) = \sum_{(x, y) \neq (x_0, y_0)} c(x, y)_{(x_0, y_0)} \quad (7)$$

③特征点响应 $R(x_0, y_0)$ 计算公式为:

$$R(x_0, y_0) = \begin{cases} g - n(x_0, y_0) & n(x_0, y_0) < g \\ 0 & n(x_0, y_0) \geq g \end{cases} \quad (8)$$

式中: g 为特征点响应阈值, 其取值不仅决定了可以从图像中提取的特征点的多少, 而且还决定了所检测到的特征点的尖锐程度。在水田复杂的环境中, 固定的 g 值得到的结果通常不太理想, 其取值应该随着环境的不同而不同 (其取值将在 2.2 节讨论)。

1.3 基于最近邻的特征点聚类及秧苗中心线检测方法

运用上述 SUSAN 角点检测之后, 只得到了分布在秧苗生长区域的特征点云, 必须对其进行分类以区分不同的秧苗列。考虑到实时性要求, 采用基于扫描窗口近邻法利用特征点的空间距离关系对特征点进行聚类, 算法流程如下:

①选取扫描窗口为 $w \times h$ (扫描窗口参数的取值为 $[1/20W, 1/20H]$, 其中 W 为源图像宽, H 为源图像高, 扫描窗口的参数确定将在 2.2 节说明)。

②从下到上, 从左至右扫描图像并统计窗口内的特征点数, 并计算每一次扫描的平均特征点数 (从左至右扫描历尽图像算一次)。

③在第一次检测到有特征点出现时先进行预分类: 将特征点数大于平均点数的窗口保留, 自成一类, 将窗口相邻的类合并为一类, 计算平均距离阈值

$$d = \frac{\sum_{j=1}^{n-1} d_{j, j+1}}{n-1} + h, \quad \text{式中 } d_{j, j+1} \text{ 为相邻的两个类的距离, } n \text{ 为类的总数量。}$$

④进行第 i 次扫描, 并进行预分类, 计算每一类的中心点, 对每一类搜索第 $i-1$ 次扫描中距离最近的类, 如果类间中心点的欧式距离小于平均距离阈值 d , 就将其归为一类, 否则表明出现新类。

⑤重复步骤④直至历尽整个图像，统计每个类的特征点数。

中心线检测的方法主要有两种：最小二乘法^[20-22]和 Hough 变换^[23-24]。最小二乘法实现简单，但是对噪声敏感，在目标区域存在噪声的时候容易出现拟合误差；而经典的 Hough 变换鲁棒性高，抗干扰能力较好，但其算法计算量大，难以满足实时性的要求，且当检测区域有多条直线时，对于直线斜率阈值的选取非常困难。因此本文采用改进的 Hough 变换^[25]检测水田图像秧苗列中心线，该方法不仅鲁棒性高，而且时间复杂度能满足实时性的要求。其算法流程如下：

①计算出目标类所有特征点的横坐标及纵坐标的平均值，得到类中心点 (x_{avg}, y_{avg}) ；

②计算目标类各特征点与类中心点所确定直线的斜率，采用区域投票的方式统计每一个取值区域的点数，取数量最大的斜率作为秧苗列中心线的斜率，且过类中心点 (x_{avg}, y_{avg}) 。

2 结果与分析

2.1 图像采集及设备

试验所用图像均拍摄于华南农业大学国家优质稻新品种扩繁基地，其水田环境符合南方水田多蓝藻、浮萍的特点。采集图像的分辨率为 1280×960 ，图像处理所用计算机型号为宏碁 AT7-N51，配置为：CPU 为奔腾双核 3.0G，内存 4G，开发环境为 Visual Studio 2010，开发语言 C++。

2.2 各试验参数确定

2.2.1 SUSAN 响应阈值 g 的确定

中国南方水田环境复杂，不同时期灰度化图像的灰度值差异较大，因此不同环境 SUSAN 响应阈值的选取应有所不同。由于 SUSAN 算子的特性是对角点及边缘的响应较强，而对孤立的噪声不敏感，采用固定的阈值特征点将会集中在秧苗的边缘及角点处，不利于后续特征点的聚类。因此本文采用自适应的 SUSAN 响应阈值来控制秧苗特征点的分布。特征点的分布应该尽量集中在秧苗的生长区域，而非生长区域的特征点视为噪声，必须进行抑制，结合灰度值图像的特点，定义响应阈值的计算公式为：

$$g = k \cdot I(x_0, y_0) \quad (9)$$

式中： k 为比例系数。据此，本文对 872 幅水田图像进行了试验，当比例系数 $k=5$ 的时候，其特征点的分布均能得到比较合理的结果。

2.2.2 扫描窗口参数 w 及 h 的确定

聚类时扫描窗口参数的选择既影响聚类的准确性，也影响算法的时间复杂度。而聚类的效果只能依靠处理后的图像进行判断，其过程并没有定量的指标来衡量其效果。通过对 872 幅图像随机选择其中 100 幅图像进行试验，得出的结论如下：图像的宽度和高度是 w 和 h 的整数倍， w 与 h 分别为图像宽度 W 与高度 H 的 $1/16 \sim 1/24$ 。当扫描窗口的参数满足上述条件时，均能得到较好的聚类效果。

扫描窗口的宽度 w 决定了预聚类效果的准确性。通过观察，出现在图像中水田秧苗的列数一般为 $4 \sim 8$ 列，当大于 8 列时图像中的秧苗过于密集，以至于无法区分每一列，而当秧苗列数小于 4 时，则取景的范围太小，不满足除草机器人导航的要求，据此，扫描窗口宽度不应该大于图像宽度的 W 的 $1/16$ 。而当扫描窗口宽度小于 $1/64W$ 时，经常出现过分类，因此其取值范围应该在 $[1/16W, 1/64W]$ 。本文选取 w 取值范围内的典型值： $1/16W$ 、 $1/16W$ 、 $1/20W$ 、 $1/24W$ 、 $1/32W$ 、 $1/40W$ 、 $1/48W$ ，分别对秧苗生长的 3 个阶段各 100 幅随机图像进行预聚类，并统计各个典型值的预聚类的正确性，如表 1 所示。

表 1 w 取不同值时预聚类准确率

Table 1 Pre-clustering accuracy rates when w takes different values

w 取值 w value	阶段 1 Stage 1	阶段 2 Stage 2	阶段 3 Stage 3
$1/16W$	75%	85%	77%
$1/20W$	83%	84%	81%
$1/24W$	66%	52%	47%
$1/32W$	25%	19%	19%
$1/40W$	16%	10%	7%
$1/48W$	4%	2%	0%

注：表中 w 为扫描窗口宽度， W 为图像宽度。阶段 1 为秧苗插秧后 2~3 d，阶段 2 为秧苗插秧后 1 周，阶段 3 为插秧后 2 周。

Note: The parameter w is the width of the scanning window, W is the width of the image. Growth stage 1 is the time that 2-3d after rice transplantation. Growth stage 2 is the time that 1 week after rice transplantation. Growth stage 3 is the time that 2 weeks after rice transplantation.

通过统计的数据可以看出， w 的取值为图像宽度的 $1/16 \sim 1/24$ 时有较好的预分类效果。在一般情况下可以选择典型值为图像宽度的 $1/20$ 。

当扫描窗口宽度确定后，扫描窗口高度 h 则决定了聚类的准确度。虽然当聚类的点数越多时，理论上的聚类效果将会更精确，但是实际上由于聚类的扫描窗口参数 w 已经确定，过小与过大的 h 将会引起较大的误差，导致聚类精确性大大降低。通过试验，当 h 小于图像高度 H 的 $1/48$ 时，聚类的精确度严重下降；当 h 大于图像高度 H 的 $1/16$ 时，由于预聚类中心点纵向距离大于横向距离引起较大误差，导致聚类精度下降，所以 h 的取值范围为 $[1/16H, 1/48H]$ 。同样选择扫描窗口宽度 w 为图像宽度的 $1/20$ ，对秧苗的三个生长阶段各 100 幅图像进行聚类后观察其效果，其聚类的准确率如表 2 所示。

表 2 h 取不同值时聚类准确率

Table 2 Clustering accuracy rates when h takes different values

h 取值 h Value	阶段 1 Stage 1	阶段 2 Stage 2	阶段 3 Stage 3
$1/16H$	52%	47%	39%
$1/20H$	87%	89%	85%
$1/24H$	82%	80%	53%
$1/32H$	74%	65%	24%
$1/40H$	59%	44%	10%
$1/48H$	14%	13%	5%

注：表中 h 为扫描窗口高度， H 为图像高度。阶段 1 为秧苗插秧后 2~3 d，阶段 2 为秧苗插秧后 1 周，阶段 3 为插秧后 2 周。

Note: The parameter h is the height of the scanning window, H is the height of the image. Growth stage 1 is the time that 2-3d after rice transplantation. Growth stage 2 is the time that 1 week after rice transplantation. Growth stage 3 is the time that 2 weeks after rice transplantation.

通过统计数据可以得出在一般情况下扫描窗口参数 $[w, h]$ 取值为 $[1/20W, 1/20H]$ 。 W, H 分别表示图像的宽和高。

2.3 试验结果及分析

通过对插秧后水稻 2 个月的生长过程进行跟踪拍摄, 通过对拍摄后的图像进行整理, 总结出水稻的生长分为 4 个时期: 1) 插秧后 2~3d, 此时秧苗叶子细长, 水中较为清澈或只出项少量浮萍; 2) 插秧后 1 周, 秧苗叶子变多, 可明显分辨秧苗的枝干, 水中出现成团的浮萍或大量的蓝藻; 3) 插秧后 2 周, 秧苗生长茂密, 秧苗叶子出现相互遮挡, 水中出现大团块的浮萍; 4) 插秧 3 周及以后, 秧苗生长茂密, 叶子交错密集, 水中的情况与 2 周后类似。由于水田除草主要集中在插秧后的 3 周内, 故本文只针对 3 周以内的水田图像进行处理。可将待处理的图像分为三类: 1) 插秧 2~3d; 2) 插秧 1 周后; 3) 插秧 2 周后。以下分别从秧苗生长 2~3d 阶段中最具代表性的 130 幅图像中选出水质清澈和含少量绿色浮萍的图像各 1 幅、从秧苗生长 1 周后阶段中 123 幅图像中选出最具代表性的含有大量绿色浮萍、晴天有蓝藻噪声和阴天有蓝藻噪声 3 幅图像、从秧苗生长 2 周后阶段中 156 幅图像中选出最具代表性的 2 幅图像, 来讨论秧苗列中

心线提取整个过程。

2.3.1 秧苗生长阶段 2~3d 中心线提取

秧苗生长 2~3d 阶段, 其典型图像如图 1a 和图 1f 所示。图 1a 中水质清澈, 没有浮萍等绿色噪声。而图 1f 显示了水中含有少量浮萍等绿色噪声。其主要处理流程如下: 首先运用归一化的 ExG 算子对图 1a 和图 1f 进行处理, 得到灰度化的图像, 采用改进 SUSAN 角点检测提取灰度化图像中秧苗的特征点, 然后对特征点进聚类, 最后对聚类后的中心点运用基于已知点的 Hough 变换提取秧苗列中心线, 同时对边缘的秧苗列进行抑制。从图 1b 中可以看出, 此时的灰度化图像背景颜色均匀, 基本没有噪声, 即在背景没有绿色噪声的情况下, 采用归一化的 ExG 算子可以较为准确地提取出秧苗特征; 图 1c 是运用 SUSAN 角点提取算法后的图像, 可看出角点基本集中在秧苗的生长区域; 图 1d 是聚类后的效果图, 不同颜色表示不同的类, 图中可以看出其聚类效果比较理想; 从图 2e 可以看出采用基于已知点的 Hough 变换可以准确地提取出秧苗列。图 2f-图 2j 是对有少量浮萍绿色噪声的图像进行处理, 其流程与图 1a-图 1e 类似。通过随机抽取生长阶段 2~3 d 的 50 幅图像进行处理, 得出算法的平均耗时为 352 ms。

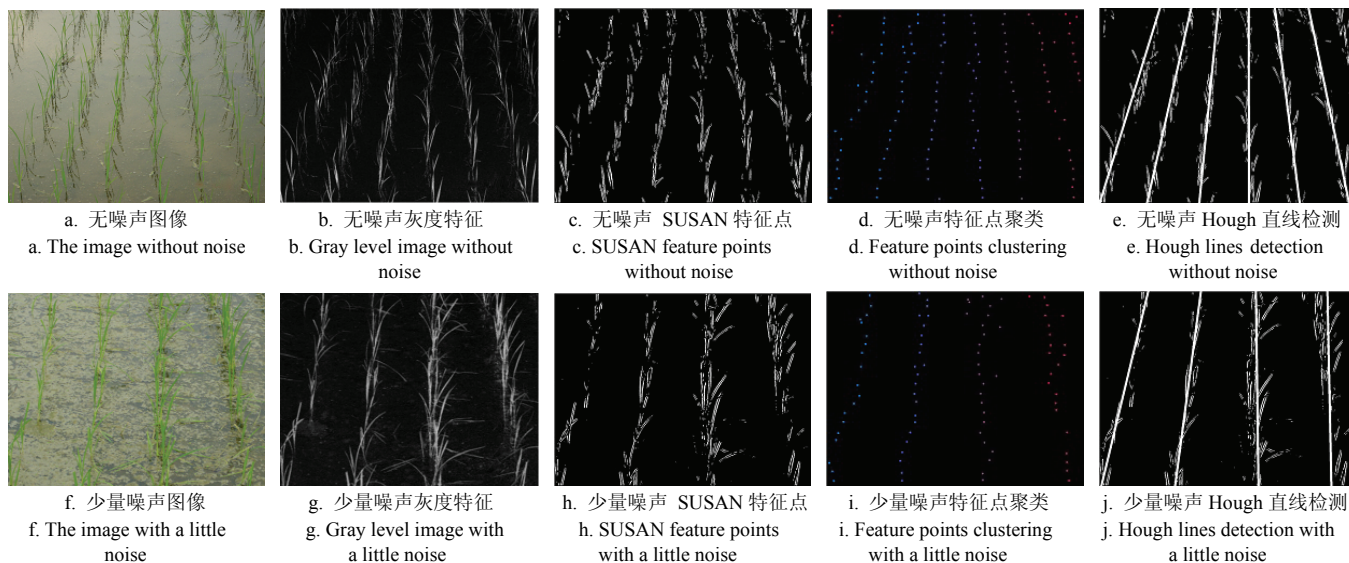


图 1 插秧后 2~3 d 秧苗图像

Fig.1 Images of 2-3 days after rice transplantation

2.3.2 秧苗生长阶段一周后中心线提取

秧苗生长阶段一周后, 典型图像如图 2a、图 2f、图 2k 所示。图 2a、图 2f 分别为阴天和晴天所拍图像, 从图 2b 及图 2g 均可看出经过 ExG 算子处理过后灰度图像背景均存在大量的噪声, 然而经过 SUSAN 角点提取之后可以看出特征点基本分布在秧苗的生长区域, 而背景的噪声不影响 SUSAN 特征点的提取, 这是因为改进的 SUSAN 角点检测算法有较强的抗噪能力。由图 2d 与图 2i 聚类图像中, 可以看出大部分特征点的分类是正确的, 图 2e 和图 2j 是进行 Hough 变换提取了秧苗列中心线的结果。图 2g 水中有成团的浮萍, 且水中有秧苗的倒影, 这些绿色噪声在经过 ExG 算子处理后仍然存在, 这可以从图 2l 看出来。经过 SUSAN 角点提取之后, 大部分绿色噪声可以

滤除, 图 2m 中背景只存在少量的特征点。由于绿色噪声的影响, 图 2n 中出现了少量的错误聚类, 但是这并不影响最后的秧苗列中心线提取结果, 如图 2o 所示。本文随机抽取生长一周后的 50 幅图像进行处理, 得出算法的平均耗时为 405 ms。

2.3.3 秧苗生长阶段两周后中心线提取

秧苗生长阶段两周后, 此时秧苗叶子相互遮挡严重, 同时水中存在大量的浮萍, 如图 3a 所示。经过 ExG 算子处理后灰度图后叶子的遮挡仍然十分严重, 经过 SUSAN 角点提取后遮挡有所减轻如图 3c 所示。在聚类是由于扫描窗口的作用, 使得在聚类可以去除遮挡, 从图 3d 可以看出, 图中虽然有少许错误分类的点, 但是大部分点的聚类是正确的。图 3f 与图 3a 环境相似, 但是水中出现了

很多秧苗的倒影，这在图 3g 的灰度化图像中造成了很多的噪声，使得秧苗与倒影重叠在一起无法分辨。由于改进的 SUSAN 算子特征阈值随着灰度而改变，可以抑制灰度值较低的秧苗倒影，图 3h 中特征点基本分布于秧苗的

生长区域。最后经过聚类 and Hough 变换，同样成功提取了秧苗的列中心线。对随机抽取的 50 幅生长阶段为 2 周的图像进行处理，平均处理耗时为 563 ms。

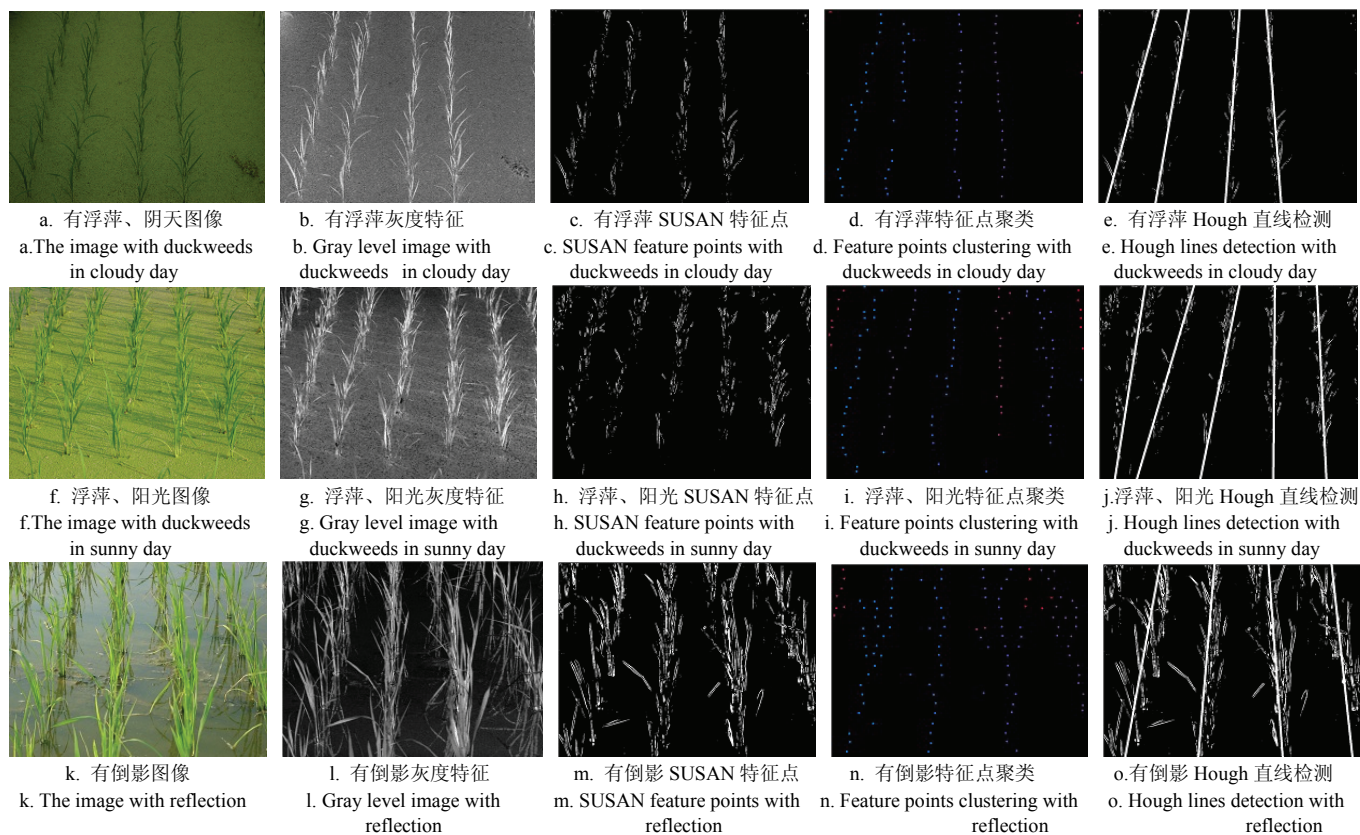


图 2 插秧后一周图像

Fig.2 Images of one weeks after rice transplantation

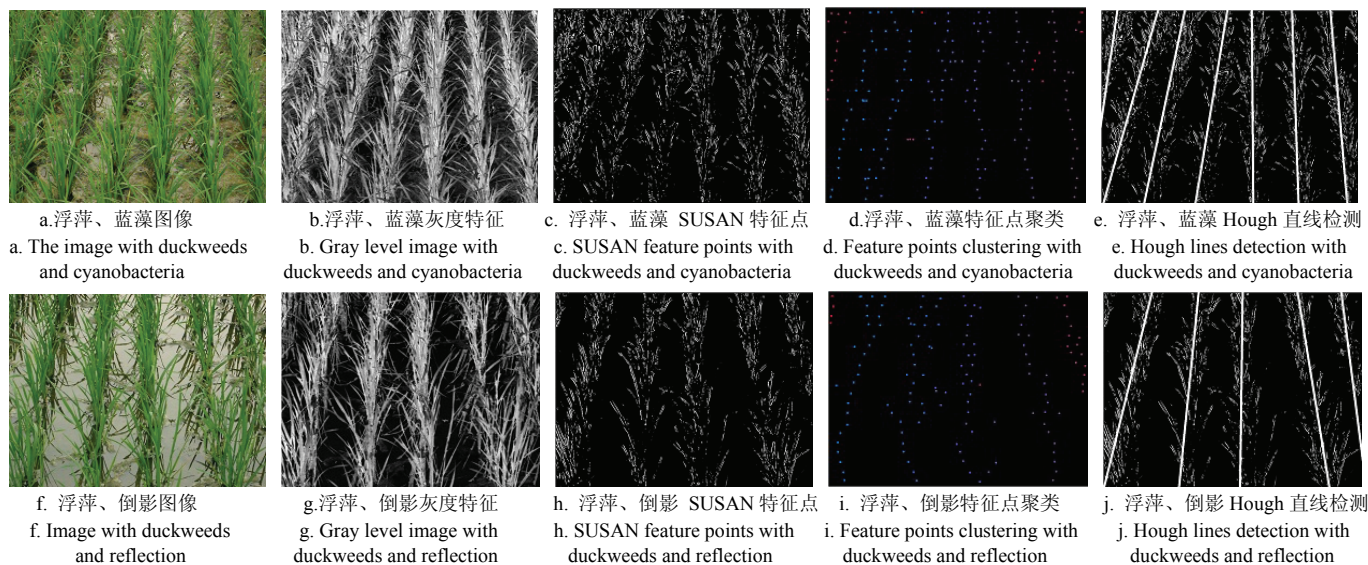


图 3 插秧后两周图像

Fig.3 Images of two weeks after rice transplantation

3 结 论

以华南地区水田秧苗图像为研究对象，针对中国南方水田经常出现的诸如绿色浮萍、蓝藻等噪声以及环境复杂等特点，提出基于彩色模型与 SUSAN 角点的秧苗列

中心线提取算法。同时以华南农业大学试验水稻田秧苗作为试验对象，对水稻进行生长各个阶段进行跟踪、试验。结果证明，所提出的算法完全可以在秧苗生长的各个阶段提取出秧苗列的中心线，并且满足农业除草机器人视觉导航的实时性要求。

[参 考 文 献]

- [1] 胡忠孝. 中国水稻生产形势分析[J]. 杂交水稻, 2009, 24(6): 1—7.
Hu Zhongxiao. China rice production situation analysis[J]. Hybrid Rice, 2009, 24(6): 1—7. (in Chinese with English abstract)
- [2] 陈勇, 田磊, 郑加强. 基于直接施药方法的除草机器人[J]. 农业机械学报, 2005, 36(10): 91—93.
Chen Yong, Tian Lei, Zheng Jiaqiang. Development of weeding robot based on direct herbicide application method[D]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2005, 36(10): 91—93. (in Chinese with English abstract)
- [3] 罗锡文, 区颖刚, 赵祚喜, 等. 农用智能移动作业平台模型的研制[J]. 农业工程学报, 2005, 21(2): 83—85.
Luo Xiwen, Ou Yingang, Zhao Zuoxi, et al. Research and development of intelligent flexible chassis for precision farming[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2005, 21(2): 83—85. (in Chinese with English abstract)
- [4] 张春龙, 黄小龙, 刘卫东, 等. 苗间锄草机器人信息获取方法的研究[J]. 农业工程学报, 2012, 28(9): 142—146.
Zhang Chunlong, Huan Xiaolong, Liu Weidong, et al. Information acquisition method for mechanical intra-row weeding robot[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2012, 28(9): 142—146. (in Chinese with English abstract)
- [5] 胡炼, 罗锡文, 曾山. 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. Plant recognition and localization for intra-row mechanical weeding device based on machine vision[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2013, 29(10): 12—18. (in Chinese with English abstract)
- [6] Choi K H, Han S K, Han S H, et al. Morphology-based guidance line extraction for an autonomous weeding robot in paddy fields [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2015, 113(3): 266—274.
- [7] Montalvo M, Pajares G, Guerrero J M, et al. Automatic detection of crop rows in maize fields with high weeds pressure[J]. Expert Systems with Applications, 2012, 39(20): 11889—11897.
- [8] Bakker T, Wouters H, Asselt K, et al. A vision based row detection system for sugar beet[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2008, 60(2): 87—95.
- [9] Guerrero J M, Guijarro M, Montalvo M, et al. Automatic expert system based on images for accuracy crop row detection in maize fields[J]. Expert Systems with Applications, 2013, 40(29): 656—664.
- [10] Han S, Zhang Q, Ni B. A guidance directrix approach to vision-based vehicle guidance systems[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2004, 43(15): 179—195.
- [11] Chen Binqi, Tojo S, Watanabe K, et al. Detection of rice seedling in the image of paddy field[J]. JSAM, 1999, 61(5): 57—63.
- [12] Chen Binqi, Tojo S, Watanabe K. Detection algorithm for traveling route in paddy field for automated managing machines[J]. American Society Agricultural Engineers, 2002, 45(1): 239—246.
- [13] Søgaard H T, Olsen H J. Determination of crop rows by image analysis without segmentation[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2003, 38(2): 141—158.
- [14] Tillett N D, Hague T, Grundy A C, et al. Mechanical within-row weed control for transplanted crops using computer vision[J]. Biosystems Engineering, 2008, 99(2): 171—178.
- [15] Jiang Guoquan, Wang Zhiheng, Liu Hongmin. Automatic detection of crop rows based on multi-ROIs[J]. Expert Systems with Applications, 2015, 42(5): 2429—2441.
- [16] De Rainville F M, Durand A, Fortin F A, et al. Bayesian classification and unsupervised learning for isolating weeds in row crops[J]. Pattern Analysis and Applications, 2014, 17(2): 401—414.
- [17] 张勤, 黄小刚, 李彬. 基于彩色模型和近邻法聚类的水田秧苗列中心线检测方法[J]. 农业工程学报, 2012, 28(17): 163—171.
Zhang Qin, Huang XiaoGang, Li Bin. Detection of rice seedlings rows' centerlines based on color model and nearest neighbor clustering algorithm[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2012, 28(17): 163—171. (in Chinese with English abstract)
- [18] Zhang Qin, Chen Shaojie, Li Bin. A method for evaluating the common models for feature extraction of rice seedlings[A]. 2014 IEEE International Conference of Mechatronics and Automation, 2014: 1119—1124.
- [19] Smith S M, Brady M. SUSAN-A new approach to low level image processing[J]. International Journal of Computer Vision, 1999, 23(1): 45—78.
- [20] 宋海燕, 秦刚, 韩小平, 等. 基于近红外光谱和正交信号-偏最小二乘法对土壤的分类[J]. 农业工程学报, 2012, 28(7): 168—171.
Song Haiyan, Qin Gang, Han Xiaoping, et al. Soil classification based on near infrared reflectance spectroscopy and orthogonal signal correction-partial least square[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2012, 28(7): 168—171. (in Chinese with English abstract)
- [21] 张志斌, 罗锡文, 李庆, 等. 基于良序集和垄行结构的农机视觉导航参数提取算法[J]. 农业工程学报, 2007, 23(7): 122—126.
Zhang Zhibin, Luo Xiwen, Li Qing, et al. New algorithm for machine vision navigation of farm machine based on well-ordered set and crop row structure[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2007, 23(7): 122—126. (in Chinese with English abstract)
- [22] 司永胜, 姜国权, 刘刚, 等. 基于最小二乘法的早期作物行中心线检测方法[J]. 农业机械学报, 2010, 41(7): 163—167.
Si Yongsheng, Jiang Guoquan, Liu Gang, et al. Early stage

- crop rows detection based on least square method[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2010, 41(7): 163—167. (in Chinese with English abstract)
- [23] 吴刚, 谭斌, 郑永军. 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 with English abstract)
- [24] Ji Ronghua, Qi Lijun. Crop-row detection algorithm based on Random Hough Transformation [J]. Mathematical and Computer Modelling, 2011, 54(3-4): 1016—1020.
- [25] Zhang Han, Chen Binqi, Zhang Liang. Detection algorithm for crop multi-centerlines based on machine vision[J]. Transactions of the ASABE, 2008, 51(3): 1089—1097.

Extraction method for centerlines of rice seedlings based on SUSAN corner

Zhang Qin¹, Chen Shaojie¹, Li Bin^{2*}

(1. School of Mechanical and Automotive Engineering, South China University of Technology, Guangzhou 510641, China;

2. School of Automation Science and Engineering, South China University of Technology, Guangzhou 510641, China)

Abstract: In south China, the rice seedlings present various morphological characteristics during the growth period. What's worse, duckweed and cyanobacteria, whose colors are very similar with the rice seedlings, appear in the paddy field frequently. The complicated environment makes it challenging to extract the guidance lines in south China. Domestic and foreign scholars have proposed many methods to detect the guidance lines. But most of them are difficult to be applied in paddy fields in south China. In order to solve these problems, a new method which is based on SUSAN (smallest univalue segment assimilating nucleus) corner and nearest neighbor clustering algorithm is presented. The method consists of 4 main processes: image segmentation, feature points detection, feature point cluster and guidance lines extraction. Firstly, the color image is transformed into grey scale image using normalized ExG (excess green index). In this process, the distribution area of the crops can be extracted from the background. But there is a lot of noise in the grey scale image after this process. Secondly, SUSAN corner algorithm is used to detect the feature points in the grey scale image. The target crop regions were obtained by detecting the feature points. And most of the noise in the grey scale image can be filtered. In order to make the SUSAN algorithm adaptive, we propose an equation to compute the corner threshold. Thirdly, feature points are clustered using nearest neighbor clustering algorithm. There are 2 steps to cluster the feature points. Accordingly in the initial step, the image is scanned by a scanning window and then the feature points are clustered preliminarily. After that, the feature point groups are clustered in vertical direction. The center point clusters of each target region were obtained by using the clustering algorithm. Finally, the known point Hough transform is applied in the algorithm in order to extract the center line of each cluster rapidly and effectively. In order to test the algorithm, 3 growth stages are taken into consideration. The circumstances of 3 growth stages are different from each other. The significant differences of the 3 growth stages are: in the first growth stage, there are few duckweeds in the water; in the second growth stage, there are a lot of duckweeds in the water; in the third growth stage, there are a lot of cyanobacteria in the water and the crops are close to each other. Then 3 image datasets are used to test the algorithm. The images of the datasets are taken in a paddy field in South China Agricultural University. The test result shows that the highest accuracy rates are 87%, 89% and 85% respectively in the first, second and third growth stage. It also shows that the runtime of the algorithm is 352 ms in the first growth stage, 405 ms in the second growth stage and 563 ms in the third growth stage. The results indicate that not only the algorithm is able to detect the guidance lines accurately but also the run time of this algorithm is acceptable.

Key words: crops; adaptive algorithm; image process; SUSAN corner; centerlines detection; rice seedlings; Hough transform