

## 基于小波变换及 Otsu 分割的农田作物行提取

韩永华<sup>①</sup> 汪亚明<sup>①</sup> 孙 麒<sup>①</sup> 赵 匀<sup>\*②</sup>

<sup>①</sup>(浙江理工大学信息学院 杭州 310018)

<sup>②</sup>(浙江理工大学机械与自动控制学院 杭州 310018)

**摘 要:** 基于机器视觉的田间车辆自动导航是农用车导航的热门研究方向, 但含较密集杂草的农田作物行提取, 目前依然是个难题。该文提出一种适用于密集杂草农田的, 主要基于频率和颜色信息的农田图像分割算法。通过小波多分辨率分解后构建的频率总量指标, 利用作物产生主频信息的总量优势, 结合作物行的交替及最大类间方差法、颜色模型分量变换, 实现农田杂草的去除, 并通过最小二乘法拟合直线, 实现农田作物行提取。实验表明算法能有效克服密集杂草干扰, 针对  $480 \times 640$  像素大小图像, 单幅处理时间平均为 132 ms。

**关键词:** 田间导航; 作物行; 小波变换; 最大类间方差

**中图分类号:** TP391.41

**文献标识码:** A

**文章编号:** 1009-5896(2016)01-0063-08

**DOI:** 10.11999/JEIT150421

## Crop Row Detection Based on Wavelet Transformation and Otsu Segmentation Algorithm

HAN Yonghua<sup>①</sup> WANG Yaming<sup>①</sup> SUN Qi<sup>①</sup> ZHAO Yun<sup>\*②</sup>

<sup>①</sup>(Department of Electronics and Informatics, Zhejiang Sci-Tech University, Hangzhou 310018, China)

<sup>②</sup>(Department of Mechanic, Zhejiang Sci-Tech University, Hangzhou 310018, China)

**Abstract:** Vision-based agricultural vehicle navigation has become a popular research area of automated guidance, however, crop row detection in high weeds field is still a challenging topic. An image segmentation method mainly based on frequency and color information is proposed to remove weeds. The algorithm is based on total frequency parameters, more total crop frequency, alternation regular of crop rows, Otsu method and color model transformation. The total frequency parameters are obtained from wavelet multi-resolution decomposition. The least square method is used in fitting straight line to detect the crop rows. Experiments show that the algorithm can effectively overcome the high weeds. The average processing time of a single  $480 \times 640$  pixels image is 132 ms.

**Key words:** Agriculture navigation; Crop rows; Wavelet transformation; Otsu

### 1 引言

田间车辆自动导航、辅助导航能有效降低农民工作强度, 提高农业生产效率, 减少农药中毒、皮

肤晒伤等农业事故的发生, 并能促进精细农业发展, 从而得到广泛研究。相比卫星等导航方式<sup>[1]</sup>, 基于机器视觉<sup>[2-4]</sup>的田间车辆自动导航、辅助导航, 获得信息量丰富、使用灵活、体积小、能耗低, 被广泛采用。

作物行提取是基于机器视觉的田间导航实现的关键步骤, 而杂草一直是作物行提取中难于去除的干扰, 目前主要有两大类解决方法: 一类, 在作物行提取时去除杂草; 一类, 在作物行提取前去除杂草。

第 1 类通过作物行提取算法, 利用杂草分布的随机性, 去除杂草干扰。如采用正、余弦模版匹配的方法<sup>[5]</sup>, 认为农田图像中, 作物行间像素值分布和正余弦负半波匹配, 但当杂草较密集时这种匹配将被打破。还有些研究者利用直线提取算法的统计特性抗杂草干扰, 其中 Hough 变换算法应用最为广泛。文献[6]采用固定阈值法将采集的灰度图像二值化,

收稿日期: 2015-04-10; 改回日期: 2015-09-13; 网络出版: 2015-11-18

\*通信作者: 赵匀 zhaoyun@zstu.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金(61272311), 浙江省自然科学基金重点项目(LZ15F020004), 机械工程浙江省高校重中之重学科和浙江理工大学重点实验室优秀青年人才培养基金(ZSTUME01B17), 计算机应用创新重点学科研究生创新研究项目(XDY14003), 浙江理工大学科研启动基金(13032156-Y), 浙江理工大学 521 资助计划项目 Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (61272311), Zhejiang Provincial Natural Science Foundation (LZ15F020004), The Young Researchers Foundation of Zhejiang Provincial Top Key Academic Discipline of Mechanical Engineering and Zhejiang Sci-Tech University Key Laboratory (ZSTUME 01B17), Graduate Student Innovation Research Project of Computer Application Innovation Key Subject (XDY14003), Science Foundation of Zhejiang Sci-Tech University (ZSTU) (13032156-Y), 521 Project of Zhejiang Sci-Tech University

然后将作物行看成长方形的盒子,盒子用若干条相邻并相交于虚交点的直线表示,通过 Hough 变换求取所有直线对应峰值的最大值来确定导航线位置。文献[7]提出基于一点的改进 Hough 变换检测导航线,一定程度上克服了原始 Hough 变换计算量大,峰值难确定的缺点。文献[8]采用子图像叠加方法减少待处理像素数,然后通过 Hough 变换,获得导航参数。文献[9]提出了基于 Hough 变换和 Fisher 准则的多垄识别统一模型。文献[10]采用基于梯度的随机 Hough 变换方法,降低算法复杂度的同时提高了算法实时性。在认为作物行间距已知的前提下,文献[11]利用 Theil-Sen 回归算法,提高作物行提取过程抗杂草干扰能力。最小二乘法<sup>[12,13]</sup>和 Hough 变换相比实时性要好,但提取作物行时对杂草更敏感。这类利用算法的统计性,杂草分布随机性及农作物按作物行排列的规律性去除杂草干扰的方法,当杂草较密集,尤其分布较均匀时杂草去除能力大大减弱。

第2类,利用作物和杂草在颜色、外观形态等方面的差异去除杂草。如文献[14]试图采用两次最大类间方差(简称 Otsu)分割法,来体现杂草,作物颜色上的小差异,实现杂草的去除,但当杂草和作物颜色不可区分,或光照不均匀明显,或农田中不仅含有一种杂草时,杂草去除效果大打折扣;文献[15]尝试依据杂草和作物产生主频的差异,实现杂草的去除,但当杂草和作物主频不可区分时效果变差;文献[16]在认为行与行间距都相等的前提下,利用感兴趣区域像素值求和的变化体现作物和杂草的区别,当杂草分布均匀、密集时处理效果不理想,且行间距相等的限定使该方法仅能应用于强结构化,田间各处作物生长态势都相当的情况;文献[17]利用作物和杂草的高度差异去除杂草,但杂草生长是随机的,不能保证杂草在任何情况下都比作物矮。

为解决上述问题,本文给出一种基于小波变换及 Otsu 分割的农田作物行提取方法,充分利用杂

草、作物所产生颜色、频率信息的区别,并充分考虑作物按作物行交替的结构特点,来有效提高作物行提取算法的抗杂草干扰能力,该方法对作物行间距是否变化、光照是否均匀、作物生长的高矮、农田所含杂草种类数都不做要求。

## 2 非绿色噪声去除

拍摄俯仰角  $45^\circ$ , 相机距地面高度 1.7 m 左右,采集分辨率  $480 \times 640$  像素,天气状况为阴天时,获得的萝卜地彩色农田图像如图 1(a)所示。分别采用如式(1)所示的三基色平均法及如式(2)所示的超绿变换,转换为灰度图像,转换成的灰度图,分别如图 1(b)和图 1(c)所示。

$$I = (R + G + B) / 3 \quad (1)$$

$$I = 2G - R - B \quad (2)$$

式中的  $R$  指彩色图像中红色分量灰度值,  $G$  指绿色分量灰度值,而  $B$  指蓝色分量灰度值,  $I$  表示转换成的灰度图像的亮度值。

式(1)在进行灰度变换过程中,各基色分量  $R$ ,  $G$ ,  $B$  所占比重一样,保持了原农田图像的明暗、颜色深浅变化;采用式(2)进行彩色图像灰度变换,能有效提高绿色植物和其它非绿色噪声的对比度,有利于非绿色噪声的去除。

对图 1(c)所示灰度图像进行 Otsu 分割,获得二值图像,提取二值图像中像素值为零的坐标,将图 1(b)相同坐标位置处的像素值置零,得到灰度图像,如图 2 所示。

图 2 不仅有效去除了农田中的非绿色噪声,还很好地保留了作物、杂草等绿色植物之间的明暗变化,为杂草的去除提供可能性。

## 3 基于 Otsu 及小波变换的绿色噪声去除

采用 Otsu 方法对图 2 中保留下来的绿色植物进行分割,获得图 3(a)所示二值图像。当作物和杂草颜色可区分性较强时,通过这步操作可将田间杂草

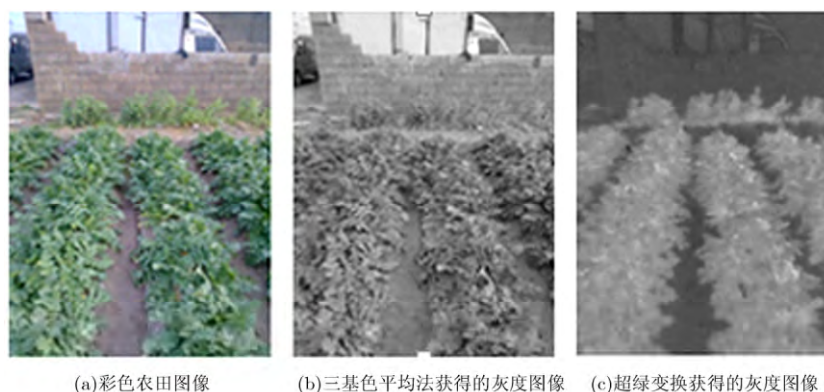


图1 农田彩色图像到灰度图像的转换

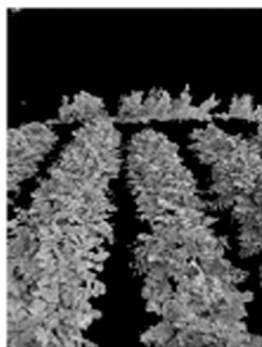


图2 去除非绿色噪声的农田灰度图像

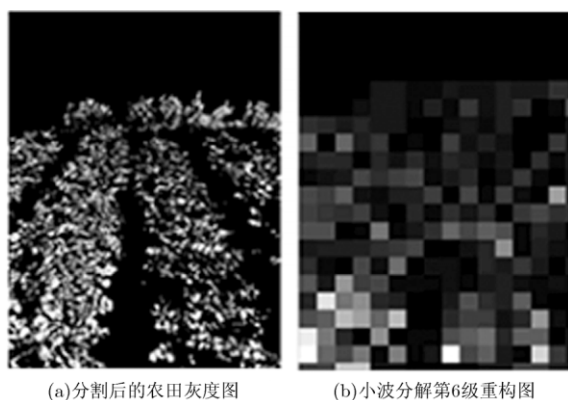


图3 频率总量最多的小波分解层为非作物层的示例图

去除<sup>[4]</sup>, 否则, 也能提高密集植物的频率辨识度。这是因为密集植物容易发生叶片相互遮挡, 遮挡处的颜色和未发生遮挡的颜色略有不同, 当作物和杂草颜色不可分时, 通过 Otsu 分割能将遮挡、未遮挡区域的颜色差异体现出来, 从而将因遮挡发生的重叠叶片分离开, 使它们成为独立体, 从而能更好地通过后续的小波变换体现出叶片主频。

对图 3(a)进行 6 级 Haar 小波分解, 将分解后频率最高的细节小波分解层, 称为第 1 级小波分解层, 随着频率的降低依次将分解后的细节层, 称为 2~6 级小波分解层。按式(3)依次对 2~6 级小波分解层进行计算, 计算结果称为频率总量。

$$C_l = C_{h_l} + C_{d_l} + C_{v_l} \quad (3)$$

式中  $l$  为小波多分辨率分解的第  $l$  层,  $h$  为  $l$  层水平分解系数图像,  $d$  为  $l$  层对角分解系数图像,  $v$  为  $l$  层垂直分解系数图像,  $C_{h_l}$  称为  $l$  层水平分解系数图像的频率,  $C_{d_l}$  称为  $l$  层对角分解系数图像的频率,  $C_{v_l}$  称为  $l$  层垂直分解系数图像的频率, 式(3)中的  $C_{l_x}$  ( $x = h, d, v$ ), 由式(4)获得。

$$C_{l_x} = \frac{1}{M \times N} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N f_{l_x}(i, j)^2 \quad (4)$$

式中  $M \times N$  为小波多分辨率分解第  $l$  层各方向细节子图像的大小,  $f_{l_x}(i, j)$  为坐标点  $(i, j)$  处的小波多分

辨率分解系数。

将计算完的频率总量按从大到小顺序排列, 取频率总量最多的前 3 级, 验证有无作物行交替, 选择有作物行交替的频率总量最多的小波分解层作为作物层, 进行后续分割、作物行提取操作。选频率总量最多的前 3 级主要是考虑到, 虽多数情况下农田作物占有数量上的优势, 相比其它物体会在对应小波分解层上产生更多的频率信息, 但杂草特别密集时, 其产生频率总量可能超过作物, 或较密集杂草、作物产生的非主频信息叠加在同一小波分解层上, 也可能使产生的频率总量超过作物, 同时考虑到一些不可预知因素, 并综合考虑算法执行实时性, 选频率总量最多的前 3 级作为研究对象。此外小波分解的第 1 级主要是各种边缘信息, 不能有效表达作物特征, 所以计算频率总量时不考虑。

针对图 3(a)计算的各小波分解细节层频率总量值如表 1 所示。

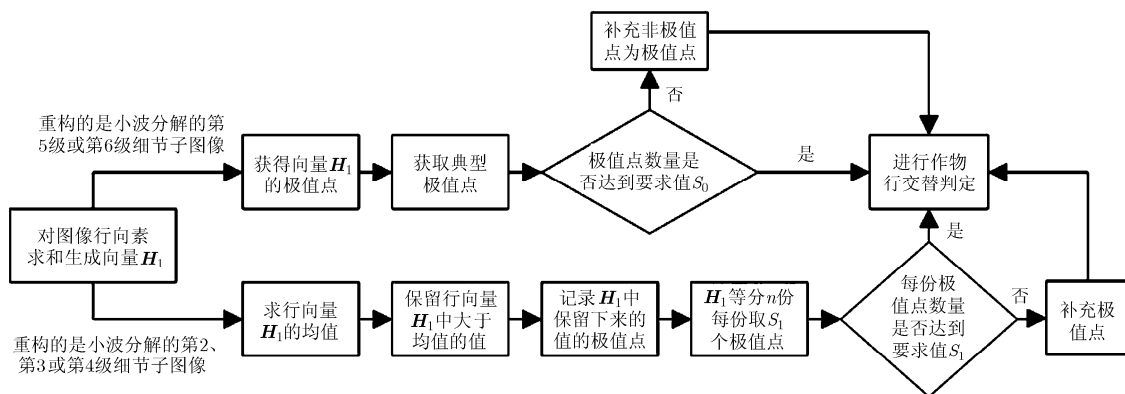
表1 各级小波分解层频率总量表

第 2 级	第 3 级	第 4 级	第 5 级	第 6 级
0.0302	0.0383	0.0612	0.0518	0.1731

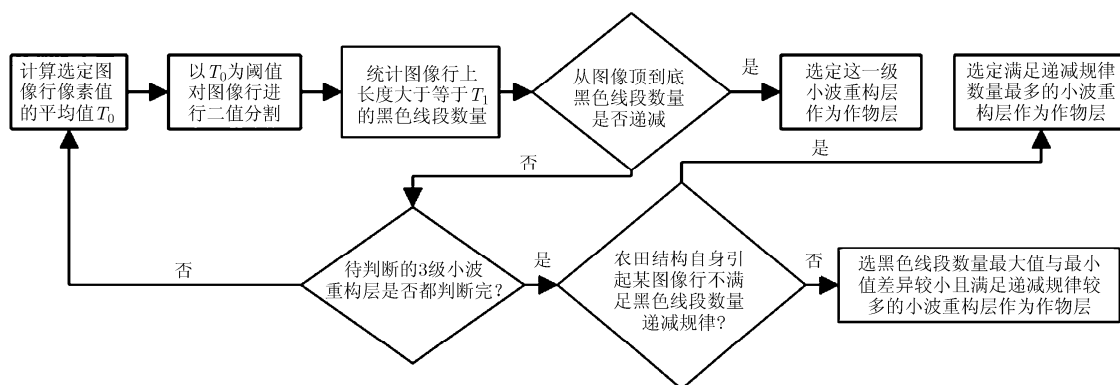
由表 1 可以看出, 频率总量最多的前 3 级依次为 6, 4, 5 级。先对频率总量最多的细节子图像进行小波重构, 重构后图像如图 3(b)所示。

接下来就是对重构小波图像进行有无作物行交替的判定, 判定过程包括两步: 进行作物行交替判定的图像行的选定, 针对选定图像行进行的作物行交替判定。实现流程分别如图 4(a)和图 4(b)所示。

图 4(a)中, (1)第 1 步对图像行像素求和生成向量  $H_1$ , 其中参与求和的是行像素的像素值,  $H_1$  为行向量, 大小和图像高度(以像素为单位)相同; (2)流程图上侧分支第 2 步为获取向量  $H_1$  极值点, 以极值点所在图像行作为作物行交替判定的对象, 不仅能捕捉杂草区域, 且能尽量避免断垄行的入选; (3)考虑到第 5、第 6 级小波分解级重构后最小图像块大小为  $16 \times 16$  像素或  $32 \times 32$  像素, 会引起行向量  $H_1$  出现一系列紧邻、且数值相同或相近极值点, 而这一系列极值点代表同一组图像块, 因此需进行流程图上侧分支第 3 步, 获取典型极值点的操作, 即仅保留一系列紧邻极值点中位置在中间或近似中间的极值点; (4)流程图上侧分支第 4 步, 对极值点数量进行判断, 如未达到规定数量  $S_0$  则进行流程图第 5 步, 即补充极值点。考虑到典型极值点数量少, 兼顾均距选取图像行, 同时为避免所有极值点都选在农田结构自身具有的杂草区域, 如长杂草的田头,



(a) 进行作物行交替判定的图像行的选定



(b) 针对选定图像行进行的作物行交替判定

图 4 作物行交替判定流程图

选定补充过程为：寻找相邻距离最大的两个极值点，在这两个极值点中间位置附近选取非零的非极值点补充为极值点，直到极值点数量达到要求。

小波分解的第 2 到第 4 级细节子图像重构后，生成的向量  $H_1$  极值点较多，为减少计算量，先进行极值点筛选，图 4(a) 下侧分支第 2 步求行向量  $H_1$  的均值，到第 4 步记录  $H_1$  中保留下来的值的极值点就是用于完成这步操作；图 4(a) 下侧分支第 5 步将行向量  $H_1$  等分为  $n$  份，每份取  $S_1$  个极值点，是为了避免极值点过于集中；极值点不足  $S_1$  时，需通过图 4(a) 下侧分支第 7 步补充极值点：考虑到平行直线透视成像时，会在远方交于一点，导致图像远端作物行交替特征相比图像底端要弱，尤其俯仰角小时这种削弱更明显，因此优先在靠近向量  $H_1$  起始位置且未补充过极值点的份中补充，且兼顾均匀取点原则，限制每份获取的总极值点个数小于等于  $2 \times S_1$  个。

图 4(b) 所示作物行交替判定第 1 步，即计算选定图像行像素值的平均值  $T_0$ ，到第 2 步，即以  $T_0$  为阈值对选定图像行进行二值分割的阈值选定方式能避免分割时不同图像行间的相互干扰，减少杂草行影响范围；第 3 步中，保留像素数大于等于选定阈值  $T_1$  的黑色线段，是为了剔除作物叶片间大的间隙

及茎间杂草到作物之间的间隙生成的短黑色线段；第 4 步中的递减指黑色线段数量依次递减或和前面相邻的相同，依据图像顶到底的黑色线段数量是否满足递减来判定有无作物行交替，是考虑到：透视投影下，图像远端收入的作物行多于图像底端。图 4(b) 所示流程图下侧第 2 个判别框“农田结构自身引起某图像行不满足黑色线段数量递减规律”，是指通过极值点选择仍未能避免的田间断垄、或图像中出现的田头，引起的黑色线段递减规律破坏，判别方法为：将不符合递减要求的行的位置记录下来，到其它两幅重构图上验证对应行的黑色线段数量是否也不满足当幅图像的递减规律，如不满足，则认为农田结构自身造成了这种现象。

上述参数  $n$  和参数  $S_1$  的选定原则为：图像采集俯仰角小时， $n$  选得大， $S_1$  选得小，保证均匀取极值点的同时，避免出现极值点集中于图像远端；俯仰角大时， $n$  选得小， $S_1$  选得大，此时图像远端作物行交替仍很明显，选极值点时不需考虑避开这一端，而主要考虑避开断垄的影响：份数  $n$  取得小，能减少单份中某作物行完全是断垄的可能性，从而减少极值点取在断垄处的概率。当采集农田图像俯仰角为  $0^\circ \sim 40^\circ$  时， $n$  选 10， $S_1$  选 1； $40^\circ \sim 90^\circ$  时，

$n$  选 5,  $S_1$  选 2。考虑目前田间导航常用的小俯仰角一般在  $20^\circ \sim 30^\circ$  左右<sup>[5,11]</sup>, 而俯仰角小时, 尤其窄行作物, 会有更多作物行包含进图像, 从而在图像行上产生较多的黑色线段, 此时以像素为单位的黑色线段长度就会变短, 选定  $T_1$  为图像宽度的  $1/15$ 。

通过验证, 图 3(b) 对应行上黑色线段的数量不满足递减规律, 而重构后小波分解频率总量次多的第 4 级重构图如图 5(a) 所示, 满足黑色线段数量递减规律, 选为作物层。

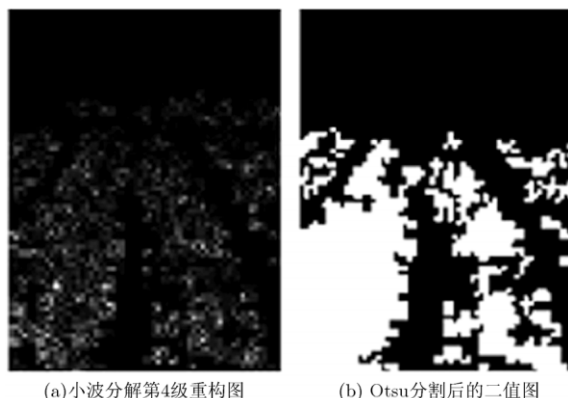


图 5 基于 Otsu 及小波变换的噪声去除过程

由原图 1(a) 可以看出, 除了田头有杂草, 作物田间并无杂草, 理论上频率总量最多的层应有作物行交替, 而事实相反, 是因为萝卜地作物叶片大且密, 虽在第 6 级大尺度辨识的小波分解级中产生较多频率, 但行间距窄, 有些地方甚至封垄了, 导致行间产生的频率和作物叶片相似, 于是在第 6 级大尺度辨识的小波分解级中作物行间被掩盖, 其黑色线段数量的变化规律为: 510(2), 480(3), 450(3), 420(2), 215(4), 185(4), 120(4), 95(3), 25(4), 5(4)。小括号外的数字表示选取图像行的位置, 小括号内数字表示在对应行上检测到的黑色线段数量。

对图 5(a) 所示作物层再次进行 Otsu 分割, 去除这一层中的弱频率信息, 使作物层表达的主频信息更集中, 有利于进一步减少杂草干扰。

当频率总量最多的前 3 级包含小波分解的第 5 级、第 6 级中的至少一个时, 表明作物叶片较大或较密集, 或兼而有之, 则在更高分辨率小波分解级上保留的较高频信息更容易相互成为邻域, 因此去除更高分辨率小波分解级中 1 个像素大小的孤立像素, 不仅不会过多减少作物信息还会提高噪声去除率, 但这种噪声去除操作不需对每级高分辨率小波分解级进行, 仅需对重构后获得的作物层进行, 此时 1 个像素大小的滤波操作变为: 作物层为小波分解的第 4 级, 则滤除作物层 Otsu 分割图上等于小于

$8 \times 8$  像素大小的孤立白色团块; 作物层为小波分解的第 3 级, 则滤除作物层 Otsu 分割图上等于小于  $4 \times 4$  像素大小的孤立白色团块; 作物层为小波分解的第 2 级, 则滤除作物层 Otsu 分割图上等于小于  $2 \times 2$  像素大小的孤立白色团块。对于黑色孤立团块, 无论大小, 在作物层中全部去除, 即将其变为白色。这是因为黑色孤立团块至少 4 邻域为白色团块, 此时黑色孤立团块如在作物行上, 将其变为白色前景后, 能避免将其误认为作物行交替时的黑色线段; 如果黑色孤立团块是作物行间白色噪声围绕产生的, 将其去除有利于做出白色噪声所在位置不存在作物行交替的判定。

经过上述处理获得的作物层二值图像, 如图 5(b) 所示。

为了更明显看出杂草去除效果, 将图 5(b) 的像素值按行求和, 投影成曲线, 如图 6(a) 所示。图 6(a) 中, 水平坐标表示所采集农田图像的第  $n$  行, 针对图 5(b),  $0 \leq n \leq 639$ , 纵坐标表示每行像素值之和, 单位为个, 对于像素值要么为 1, 要么为 0 的二值图像, 像素值之和也表示了每行前景像素个数。将投影曲线产生明显下跳沿, 且下跳沿之后行像素值之和接近 0 的跳变点找出来, 将跳变点之后所有行对应的像素点坐标记录下来。对图 2 所示图像进行 Otsu 二值分割, 将分割后图像中和记录的像素点坐标对应的像素点的像素值置零, 获得图像如图 6(b) 所示。

由图 6(b) 看出杂草被有效去除。在杂草等噪声去除干净的前提下, 对作物行检测算法的抗噪要求大大降低, 可选用易受杂草干扰, 但实时性好的最小二乘法检测作物行直线, 检测结果如图 7 所示。图中虚白线为由检测到的作物行直线得到的导航线。

#### 4 实验结果与分析

为验证算法去除杂草能力, 对不同光照条件采集的含杂草的 100 余幅农田图像(其中密集杂草图片

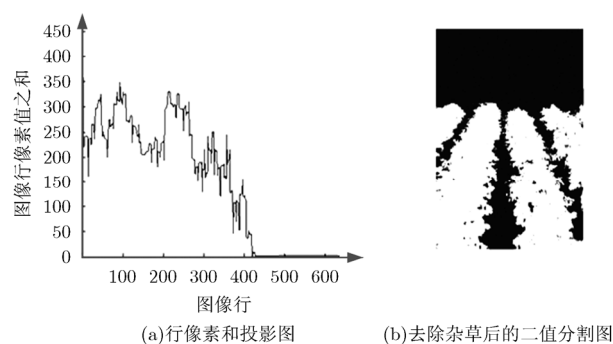


图 6 杂草去除能力展示图





图7 导航线检测结果

约占40%，断垄图片约占15%，约79%图像包含田头，大小采集俯仰角各约占50%)进行了算法验证。这些图像的大小为 $640 \times 480$ 像素和 $480 \times 640$ 像素两种，图1(a)所示 $480 \times 640$ 像素大小图像相比图8(a)所示 $640 \times 480$ 像素大小图像能包含更多作物行向信息，在作物行检测过程中有利于减少断垄影响。

实验结果表明杂草去除率达到99%，仅当杂草外观形态及颜色和作物极其接近时，杂草去除效果才会变差。这里杂草去除率指所选100余幅农田图像，经过处理，能正确获得作物行的图像所占样本的百分比；而颜色接近并不指为同种颜色，仅当杂草和作物同为绿色，且绿的深浅都不可区分时才说它们颜色相近。同时因为小波分解图像在重构时，体现光照不均的近似级未参与重构，作物行提取过程抗光照不均能力得到提高。

#### 4.1 分割结果分析

图8(a)为天气情况为晴天的正午采集的 $640 \times 480$ 像素大小的包含密集杂草的青菜地图像，图8(b)为采用超绿变换和Otsu分割相结合，去除三基

色平均法获得的灰度图像中的非绿色噪声后获得的灰度图像，图8(c)为在图8(b)所示图像的植物间再次进行Otsu分割获得的灰度图像，图8(d)是经小波分解后对选定的小波分解级，此处为小波分解的第5级进行重构获得的作物层图像，图8(e)则为对图8(d)进行Otsu分割后获得的作物二值图，去除8(e)中的黑色孤立团块后获得图8(f)，记录图8(f)中像素值为零的点的坐标，将图8(b)相同坐标处的像素值置零，获得的图像如图8(g)所示。图8(g)的存在用于直观展示杂草去除效果。

从图8(c)可以看出，对图8(a)这种杂草的绿和作物的绿有明显差异，且农田图像光照比较均匀、没有阴影的图像，进行两次Otsu分割，的确就像文献[14]所指出的能很好地去掉杂草影响(经两次Otsu分割后获得的图8(c)虽仍然保留了部分杂草信息，但保留下来的多为独立的小团块，很容易去除)，但针对图1(a)进行两次Otsu分割获得的图3(a)却表明文献[14]的方法失效了，导致这一结果的原因主要是图1(a)中杂草颜色和农田作物很接近，又加上图像采集光线暗淡导致颜色分辨率降低，最终使得依靠两次Otsu分割的杂草去除不再有效。

针对上述100余幅农田图像，表2给出了杂草去除效果较好的Hough变换、两次Otsu分割算法<sup>[14]</sup>、主要基于频率信息的方法<sup>[15]</sup>和本文算法杂草去除率的对比。

表2 不同算法杂草去除率比较(%)

	Hough 变换	两次 Otsu 算法	基于频率信息 的方法	本文 算法
杂草去除率	69	76	81	99

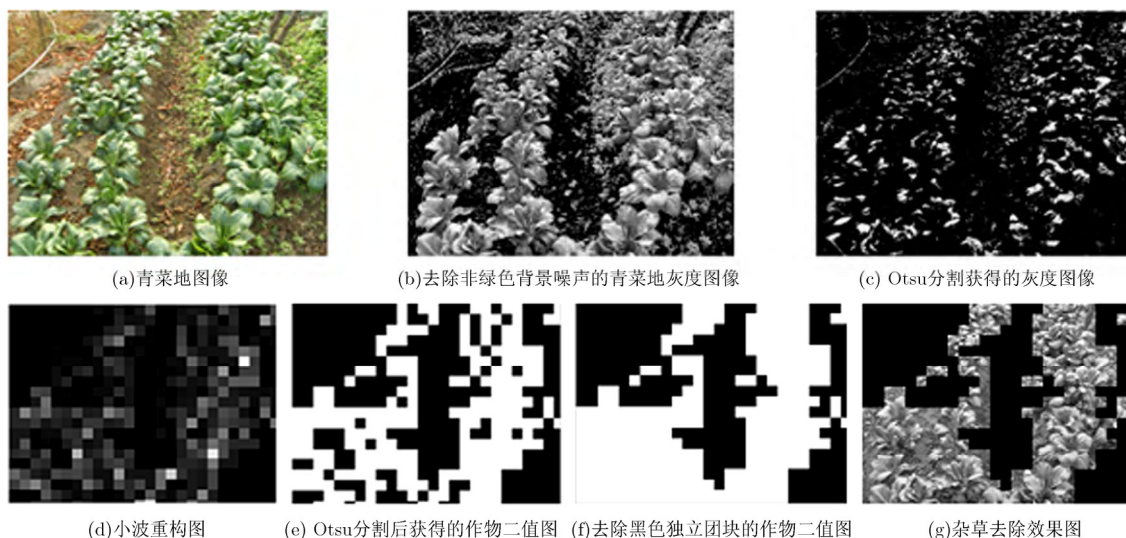


图8 青菜地图像分割过程图

表 2 中的 Hough 变换指对图像进行 Otsu 二值分割后再进行 Hough 变换提取导航线；两次 Otsu 算法指采用文献[14]提出的两次 Otsu 分割法去除杂草，再采用最小二乘法拟合直线的过程，如牺牲算法实时性，将最小二乘法用 Hough 变换代替，则两次 Otsu 算法的杂草去除率可提高到 87%；基于频率信息的方法指依据杂草和作物产生主频的差异，结合作物行的交替去除杂草，再采用图像旋转投影法<sup>[15]</sup>提取导航线的过程。基于频率信息的方法和本文方法相比主要差别在于：(1)在小波变换前及找到作物层后都未对图像进行基于颜色信息的分割操作，使产生主频和作物相近的杂草难于去除；(2)缺少依据作物浓密、叶片大小去除作物层噪声的过程，影响后续作物行提取的准确度；(3)其通过扫描小波重构层全部图像行的小波系数，依据作物行上小波系数递增、递减变换的规律性进行作物行交替判定，相比本文方法，其对小俯仰角采集图像引起的作物行宽变化及断垄敏感。

#### 4.2 时间复杂度分析

本文所提出的农田作物行提取流程，主要包括基于超绿变换和三基色平均法的灰度变换、3 次 Otsu 分割、小波分解及重构，最小二乘法导航线提取。相比一般作物行提取过程所包含的一次彩色图像到灰度图像变换、一次基于作物颜色信息的分割运算，及作物行提取运算，多出了一次灰度变换、两次基于颜色的分割运算及小波变换，但文中采用的灰度变换是目前农田车辆导航研究中常用灰度变换方法中实时性最强的，最费时的作物行提取环节因为前面分割部分噪声去除得好，可以选择实时性最好的常用算法，而较少考虑其鲁棒性。小波重构次数和作物行交替判定过程相关，最理想结果是在频率总量最多的小波分解层上就能判定存在作物行交替，最差结果是频率总量前三的小波分解层全部重构后才能判定，针对 100 多幅采集的农田图像实验，发现只需重构一级就能检测到作物行交替的比例接近 64%，需重构二级的约 22%，需重构 3 级的仅约 14%。如果用于实验的农田图像为宏观结构化更好的机耕田，则小波重构的总体次数将会更少。工控机采用 Intel(R)Core(TM)2 处理器，主频 2.93 GHz，4 G 内存，运行系统为 Windows XP，针对 480×640 像素大小的图像，各算法执行的平均时间为超绿变换 4.1 ms，三基色平均法灰度变换 6.5 ms，3 次 Otsu 分割 33.2 ms，小波变换 42.1 ms，最小二乘法 46 ms。处理单幅图像平均用时约 132 ms，达到导航实时性要求。

#### 4.3 作物行提取过程实时性的进一步提高

本文提出的作物行提取过程，可增加有无杂草检测环节。以图 1(a)所示的萝卜地图像为例，其去除背景噪声后获得了图 2，计算图 2 行像素值的和，投影成曲线，如图 9 所示。坐标系横坐标表示行，纵坐标表示行像素的灰度值之和，针对图 9 量级为  $10^4$ 。对整条曲线进行扫描，获得明显跳变沿，将图像底端到距离图像底端最近的明显跳变沿间的图像作为处理对象，检测有无作物行交替；如未检测到明显跳变沿，则在整幅图像验证有无作物行交替，如有作物行交替，说明农田中无杂草。

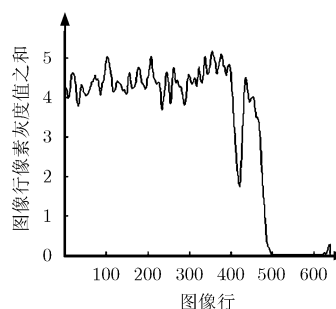


图9 去除背景噪声的萝卜地灰度图像的行像素值的和的投影图

选取图像底端到明显跳变沿处的图像进行作物行交替判定，主要是考虑到：田间导航时，田头是从图像顶端渐入图像的，一旦田头进入图像，只能依据图像底端的作物行进行田间作物行提取；明显跳变定义成跳变沿前后两部分行像素值之和的均值相差两倍以上，该定义能避免作物自身分布或生长不均匀造成的小跳变被当成田头产生的跳变；如果因为跳变选择两倍以上导致田头漏判，或者错判，会导致检测不到作物行交替，从而判定农田中有杂草，此时会进行后续小波变换等处理，不会影响作物行的正确提取。

当待处理农田图像中无杂草或极少杂草时，增加的杂草有无判定操作能节省几十毫秒时间；当待处理农田图像有较多杂草时，增加的这步操作会增加不到 3 ms 处理时间。因文中想着重用图 1(a)体现所提出的作物行检测过程的抗杂草干扰能力，因此跳过了这步操作。

#### 5 结论

在农田车辆视觉导航图像处理过程中，杂草尤其高密度杂草干扰的去除是一大难题，经过上述超绿变换、Otsu 分割、小波变换、频率总量判定的相互配合应用，不仅有效去除了杂草干扰，且通过在小波重构过程中去除近似分解层系数减少了光照不均、阴影对作物行提取的影响，和其它作物行提取过程相比，进一步提高了作物行提取的鲁棒性。

## 参考文献

- [1] 张柏华, 马红光, 孙新利, 等. 基于正交约束的导航接收机空时自适应方法[J]. 电子与信息学报, 2015, 37(4): 900-906. doi: 10.1199/JEIT140740.  
ZHANG Baihua, MA Hongguang, SUN Xinli, *et al.* Space time adaptive processing technique based on orthogonal constraint in navigation receiver[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2015, 37(4): 900-906. doi: 10.1199/JEIT140740.
  - [2] 姬长英, 周俊. 农业机械导航技术发展分析[J]. 农业机械学报, 2014, 45(9): 44-54.  
JI Changying and ZHOU Jun. Technical analysis of the development of agricultural machinery navigation[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Machinery*, 2014, 45(9): 44-54.
  - [3] 李骏扬, 金立左, 费树岷, 等. 基于多尺度特征表示的城市道路检测[J]. 电子与信息学报, 2014, 36(11): 2578-2585. doi: 10.3724/SP.J.1146.2014.00271.  
LI Junyang, JIN Lizuo, FEI Shumin, *et al.* Urban road detection based on multi-scale feature representation[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2014, 36(11): 2578-2585. doi: 10.3724/SP.J.1146.2014.00271.
  - [4] 李盛辉, 田光兆, 姬长英, 等. 自主导航农业车辆的全景视觉多运动目标识别跟踪[J]. 农业机械学报, 2015, 46(1): 1-7.  
LU Shenhui, TIAN Guangzhao, JI Changying, *et al.* Multiple moving objects tracking based on panoramic vision for autonomous navigation of agricultural vehicle[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Machinery*, 2015, 46(1): 1-7.
  - [5] KISE M, ZHANG Q, and ROVIRA M F. A stereovision-based crop row detection method for tractor-automated guidance[J]. *Biosystems Engineering*, 2005, 90(4): 357-367.
  - [6] ASTRAND B and BAERVELDT A J. A vision based row-following system for agricultural field machinery[J]. *Mechatronics*, 2005, 15(2): 251-269.
  - [7] Leemans V and Destain M F. A computer -vision based precision seed drill guidance assistance[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2007, 59(1-2): 1-12.
  - [8] BAKKER T, WOUTERS H, ASSELT K V, *et al.* A vision based row detection system for sugar beet[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2008, 60(1): 87-95.
  - [9] 张志斌, 罗锡文, 周学成, 等. 基于Hough变换和Fisher准则的垄线识别算法[J]. 中国图象图形学报, 2007, 12(12): 2164-2168.  
ZHANG Zhibin, LUO Xiwen, ZHOU Xuecheng, *et al.* Crop rows detection based on Hough transform and fisher discriminant criterion function[J]. *Journal of Image and Graphics*, 2007, 12(12): 2164-2168.
  - [10] JI Ronghua and QI Lijun. A crop-row detection algorithm based on random hough transformation[J]. *Mathematical and Computer Modelling*, 2011, 54(3/4): 1016-1020.
  - [11] 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(2): 656-664.
  - [12] 姜国权, 王志衡, 赵翠君. 基于已知点的作物行检测方法[J]. 应用基础与工程科学学报, 2013, 21(5): 983-990.  
JIANG Guoquan, WANG Zhiheng, and ZHAO Cuijun. An algorithm of detecting crop rows based on known-points[J]. *Journal of Basic Science and Engineering*, 2013, 21(5): 983-990.
  - [13] 胡炼, 罗锡文, 张智刚, 等. 株间除草装置横向偏移量识别与作物行跟踪控制[J]. 农业工程学报, 2013, 29(14): 8-14.  
HU Lian, LUO Xiwen, ZHANG Zhigang, *et al.* Side-shift offset identification and control of crop row tracking for intra-row mechanical weeding[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2013, 29(14): 8-14.
  - [14] MONTALVO M, PAJARES G, GUERRERO M, *et al.* Automatic detection of crop rows in maize fields with high weeds pressure[J]. *Expert Systems with Applications*, 2012, 39(15): 11889-11897.
  - [15] 韩永华, 汪亚明, 康锋, 等. 基于小波多分辨率分解的农田障碍物检测[J]. 农业机械学报, 2013, 44(6): 215-221.  
HAN Yonghua, WANG Yaming, KANG Feng, *et al.* Detection of obstacles in farmland based on wavelet multi-resolution transform[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Machinery*, 2013, 44(6): 215-221.
  - [16] JIANG G Q, WANG Z H, and LIU H M. Automatic detection of crop rows based on multi-ROIs[J]. *Expert Systems with Applications*, 2015, 42(5): 2429-2441.
  - [17] SYLVAIN J, GILLES R, XAVIER H, *et al.* In-field crop row phenotyping from 3D modeling performed using structure from motion[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2015, 110(1): 70-77.
- 韩永华: 女, 1976年生, 博士, 研究方向为模式识别、图像处理。  
汪亚明: 男, 1972年生, 教授, 博士生导师, 研究方向为计算机视觉与模式识别。  
赵 匀: 男, 1943年生, 教授, 博士生导师, 研究方向为农业机械设计及机构运动学与动力学。