

doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2013.06.037

基于小波多分辨率分解的农田障碍物检测^{*}

韩永华^{1,2} 汪亚明² 康锋² 赵匀^{1,3}

(1. 浙江大学生物系统工程与食品科学学院, 杭州 310058; 2. 浙江理工大学信息学院, 杭州 310018;

3. 浙江理工大学机械与自动控制学院, 杭州 310018)

摘要: 针对基于颜色或高度信息的农田障碍物检测方法仅能实现部分障碍物检测的缺点, 提出了基于频率信息的检测方法。采用小波多分辨率分解, 利用田间作物产生主频信息的总量优势及作物行分布规律确定作物所在频率层。在作物层上利用图像旋转投影法校正图像的同时, 获得航位偏差和航向偏差; 依据频率分布特性的改变, 检测出发生行遮挡的疑似障碍物位置; 依据非杂草类障碍物频率变化比较缓慢, 在小波多分辨率分解的最高频率层上实现不发生作物行遮挡的疑似障碍物的检测; 最后采用立体视觉匹配及频率信息的先验知识判定检测到的是否为障碍物。实验表明算法能检测出包括长满草的土堆、田头等各类障碍物, 并能有效去除断垄干扰, 单帧图像处理时间平均为 79 ms。

关键词: 农田 障碍物检测 导航 小波 多分辨率

中图分类号: TP242.6 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2013)06-0215-07

Detection of Obstacles in Farmland Based on Wavelet Multi-resolution Transform

Han Yonghua^{1,2} Wang Yaming² Kang Feng² Zhao Yun^{1,3}

(1. School of Biosystems Engineering and Food Science, Zhejiang University, Hangzhou 310058, China

2. School of Information Science and Technology, Zhejiang Sci-Tech University, Hangzhou 310018, China

3. School of Mechanical Engineering and Automation, Zhejiang Sci-Tech University, Hangzhou 310018, China)

Abstract: Since the obstacle detection methods based on color and height information could only detect some of all obstacles in farmland, a detection method based on frequency was proposed. The wavelet multi-resolution decomposition was developed to find the frequency layer of crops and it was observed that the total frequency of crops was more dominant than others and the distribution of crops row were considered. Then the positions and horizontal dimension of possible obstacles crossed the crop rows in the image were detected based on frequency distribution of the selection layer. The others could be detected in the highest frequency layer due to the lower frequency of this kind of obstacles. Then the stereo rectification and the prior frequency knowledge of obstacles were adopted to confirm if the detection was obstacle. The experiment showed that the proposed method could detect the mound, the edge of farmland and other obstacles effectively. The average time of processing each frame was 79 ms.

Key words: Farmland Obstacle detection Navigation Wavelet Multi-resolution

引言

农田作为非结构化的导航环境, 其障碍物主要

有人、其他作业车辆、电线杆、树木、土堆、池塘、田头等。目前障碍物检测方法主要依据高度及颜色信息, 而因障碍物和农田背景高度及颜色差异的随机

收稿日期: 2013-01-18 修回日期: 2013-02-25

^{*} 国家自然科学基金资助项目(61070063、61272311、51005214)、浙江省自然科学基金资助项目(Z1080702)和浙江省教育厅科研资助项目(Y201226200)

作者简介: 韩永华, 博士生, 浙江理工大学讲师, 主要从事视觉导航和图像处理研究, E-mail: hanyonghuahan@163.com

通讯作者: 赵匀, 教授, 博士生导师, 主要从事农业机械设计及机构运动学与动力学研究, E-mail: zhaoyun@zstu.edu.cn

性,这类方法仅能实现部分障碍物检测。如基于立体视觉的方法^[1-3],通过颜色特征获取视差图,对和作物颜色相近的障碍物,如长满草的土堆、田头以及和作物高度相近^[2]的障碍物检测效果欠佳;有些研究通过单目视觉方法进行田头的识别,但仍要求田头和附近环境颜色分布有较大差异^[4-5];此外周俊等通过对 Harris 角点的提取与匹配,消除了机器人自身运动引起的图像信息变化,去除了障碍物检测对颜色的敏感,实现了对运动障碍物的检测,但当障碍物静止或和机器人同速运动时检测效果欠佳^[6]。此外,目前已有的研究方法将导航参数提取及障碍物检测作为 2 个独立过程进行研究^[7-12],增加了时间成本。

通过研究发现,农田中出现的障碍物频率信息多和作物本身的变化主频率明显不同,如人和其他车辆等;即使是长满了和作物颜色相近的杂草的田头、土堆等,由于杂草的叶片宽度、生长密度等和作物相异,其频率也会不相同;当然有一些杂草无论外形、尺寸、纹理等和作物都很相似,但一片农田里的作物都是同期播种,长势基本相同,而杂草的发芽、生长时间比较随机,频率相近几率不大,即使不能利用频率差异将其分层,但其分布方式和作物仍是不同的,产生的频率总量和作物同等面积产生的频率总量往往差异较大,可利用这些将田头或土堆检测出来。本文通过小波多分辨率分解,利用频率及其分布差异,检测出疑似障碍物,并获得航向偏差和航位偏差;再通过仅对疑似障碍物区域进行频率分层、立体视觉匹配等操作,判断其是否为障碍物及是否需要绕行。

1 障碍物检测

1.1 目标频率层选择

在障碍物检测过程中,小波多分辨率分解的作用主要是区分作物和障碍物频率及其分布差异,因此选用能充分体现多分辨率特性的 Haar 小波。

不同作物的主频率往往不同,不能事先通过对某一类作物图像的实验研究固定研究的频率层,但农田作物信息总量相比杂草等障碍物在图像中更占优势。即使优势不明显时,还可利用作物行排列的有序性,即同一块农田中作物的行宽及行间距离波动不大的特点,辅助作物层的选择。多数农田图像中作物产生的频率信息总量优势明显,如已经封行的作物、撒播作物等几乎所有细节信息都是作物产生的;而对于在作物行方向叶片分布较为连续且未封行的生长期作物,如叶片得到伸展的穴播作物等会受到数量、频率都比较随机的杂草的干扰,有可能出现作物层信息优势不明显的情况,此时就需利用

作物行排列的有序性进行作物层选择,因这一时期的作物行排布规律明显;对于作物行上的作物植株空间距离较远、叶片分布还不连续、形态接近芽期的农田,一般杂草还未生长或很少,农田图像的细节信息主要由作物产生,其总量优势明显。综上所述,可利用反映这些特性的频率参数由程序自主选择研究目标层。图 1a 为含有杂草的青菜地灰度图,图 1b 仅显示了青菜地图像的 3 尺度小波变换,以取得更好的可视性。

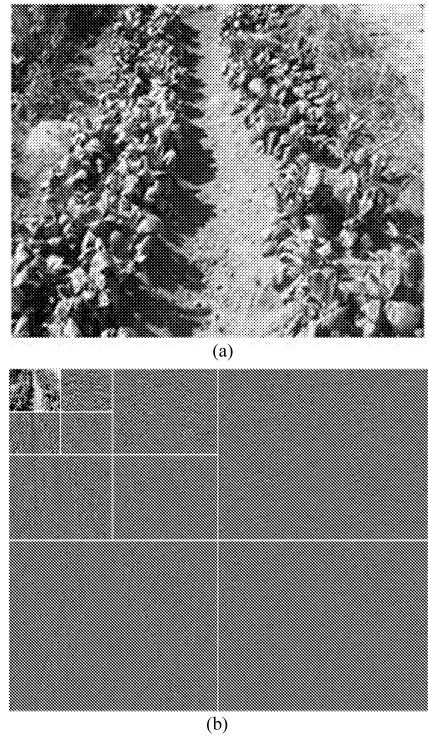


图 1 小波多分辨率分解系数图

Fig. 1 Discrete wavelet transform using Haar basis functions

(a) 青菜地灰度图 (b) 3 尺度小波多分辨率分解系数图

为了叙述方便,将小波多分辨率分解后的最高频率细节图像,也就是图 1b 最外围的相应图像称为第 1 级,从外往里依次称为第 2 级、第 3 级。

为了确定作物产生的细节信息在第几层,先计算各层的分解系数平方和^[13-14]为

$$C_l = C_{lh} + C_{ld} + C_{lv} \quad (1)$$

$$\text{其中} \quad C_{lh} = \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N f_{lh}(i,j)^2$$

$$C_{ld} = \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N f_{ld}(i,j)^2$$

$$C_{lv} = \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N f_{lv}(i,j)^2$$

式中 C_l ——第 l 层 3 方向小波分解系数平方和均值之和

C_{lh} 、 C_{ld} 、 C_{lv} ——第 l 层水平、对角和垂直方向小波分解系数平方和均值

M 、 N ——第 l 层各方向子图像行、列数

f_{ib} 、 f_{id} 、 f_{iv} ——小波多分辨率分解系数

农田图像小波多分辨率分解的第 1 层主要是作物、杂草等各种细小边缘形成的最高频信息,不能有效表征作物。选取除第 1 层外分解系数平方和最大的 3 层,即频率信息最多的层作为候选区域。假设这 3 层的分解系数平方和分别为 C_i 、 C_j 、 C_k 且满足 $C_i > C_j > C_k$,则倾向于选择频率信息多的那一层为作物层。

对于封行作物和收获期的麦田、水稻田等作物,可直接选择频率信息多的那一层作为作物层,因为此时采集的农田图像中几乎布满作物,其他物体产生的频率信息量和其相差很远,不足以形成干扰。

对于有作物行交错的农田,如生长期的谷子、水稻、大豆等,虽然较易受到杂草的干扰,但大多数情况选择频率信息多的那一层作为作物层也是正确的。因为农田导航中,采集作物图像的主要目的是提取导航路径,操作过程关注的是宏观上的作物行而非作物个体纹理,同时为了提高图像的处理速度,图像采集的空间分辨率并不高。因此,当小波算法处理对象为麦苗、水稻苗、成熟的麦子等作物时,因主体操作对象叶片、麦穗等尺寸细窄,在低空间分辨率的情况下其纹理并不明显,导致代表这类作物的频率信息是由叶片、麦穗自身产生的,而不是叶片或麦穗上的纹理。而对宽叶片、大果实,如青菜、生长期的向日葵、成熟期的谷穗等,因纹理明显,即使在低空间分辨率时也能被有效提取,因此这类作物的主频信息主要由叶片或果实上的纹理产生。对于杂草包括大多数叶片较宽的阔叶杂草,主频信息多是由叶片自身产生的,不是能把频率信息量放大几倍的叶片纹理产生的,所以作物数量的优势直接体现在产生频率量的优势上,因此此时选择频率信息多的那一层作为作物层也是正确的。如果碰到由于杂草的多样性,导致其产生的频率信息和农作物处于同一频率层上的情况,则由于作物层的频率信息量被加强了,数量优势将更加明显,选择频率信息多的那一层作为作物层同样是正确的,只不过此时杂草与作物未实现分离,在杂草特别密集时会影响后续导航参数的提取。

但还是有例外的情况,如果碰到叶片像青菜这么大的杂草,纹理还很清晰,会将杂草产生的主频信息量翻倍,如再加上杂草本身较为密集,则产生的频率量很有可能超过作物,此外即使杂草叶片纹理不清晰,但和作物相比更为密集时,也会出现杂草频率量接近甚至超过作物的情况,选择频率信息多的那一层作为作物层就会出现误判,此时需借助作物行

排列的规律性进行辅助选择。考虑到农田里能产生大量细节信息的只有作物和杂草,一般对频率量最高的两层进行作物排布规律的验证即可。但当作物或杂草的频率信息是由叶片纹理产生时,因纹理形状和叶片等相比结构化较低,会导致产生的主频信息在某一层上,但在其临近层上也会产生细节信息,但由于数量上和主频比起来相差很大,一般不会成为干扰,但有两种情况不可忽略:一种作物主频层和杂草主频层临近,作物产生的非主频细节信息正好和杂草所在的频率层叠加,这种状况会导致杂草层频率量的增加,但此时也只需验证频率量最多的两层就可以了;另一种情况,就是无论杂草或是作物的主频信息都是由叶片纹理产生的,而它们各自产生的主频层间隔了一层,而二者生成的非主频细节信息会在它们的中间层产生叠加,如果此时再加上杂草的频率量优势特别明显的话,就有可能出现频率叠加层的量超过作物的情形,因此就需对频率量最多的三层进行验证。

综上所述,作物层选择过程可归纳为:先选择两层频率量最多的小波分解层进行作物分布验证,如果有满足作物分布规律的,则选择满足作物分布规律的层作为目标层,如果没有,则再选择频率量最多的第三层进行作物排布规律实验,如满足作物排布规律,则选这一层,否则直接选择频率量最多的层作为目标层。

至于农田中的非杂草干扰物,如人、其他车辆、石头、水塘等,尺寸大而纹理不丰富,产生的细节频率信息总量远小于作物,不会成为作物层选择的干扰。

如图 1a 所示的大小为 376 像素 \times 291 像素的青菜地图像,对其进行 6 级小波多分辨率分解。根据式(1)计算后,发现 2、3 层细节图像系数平方和最大,且二者比值很接近,近似 1.10。这主要因为杂草本身很密集,在第 2 层产生了较多的频率信息,再加上青菜叶上纹理产生的主频信息正好和杂草产生的主频信息相邻,主要在第 3 层,因青菜叶纹理形状和杂草叶片等相比结构化较低,导致在第 2 层产生较多的作物非主频信息,进一步增加了这一层的频率量,使其接近并超过了作物层。对选定的这两层进行作物行排布规律验证。对图 1 的第 3 层垂直小波分解层系数取绝对值,然后用 3×3 结构元素进行形态学闭运算,去除作物行中小的暗细节,再进行开运算去除作物行间存在的小的亮细节,图 2 为第 3 层垂直小波分解层中间行系数的分布图。

考虑到未封行农田中的作物,在没有杂草或杂草不密集时,其行间到作物行上的信息分布呈类抛

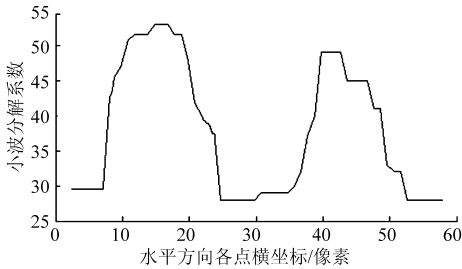


图2 小波分解系数分布图

Fig. 2 Coefficients of wavelet decomposition

物线形状(图2)^[10],进行小波多分辨率的分层后,只要不是正好碰到杂草密集且产生频率又和作物相同的情况,作物层始终满足杂草信息很少的要求。图2的小波系数递增、递减过程的长度表达了作物行间和作物行的宽度信息。因此可通过记录小波分解系数的递增、递减过程长度,再判定这些长度分布的集中程度,看能否反映出同一块农田作物行宽及作物行间距波动不大的先验知识,并据此最终判定相应的层是否满足作物行排布规律。具体计算时,考虑到当作物在生长期时,叶子会伸展到作物行间,呈水平或近对角方向排列,而作物在收获期时,已割作物行间也会倒伏枯叶并存在作物梗等信息,这些会对下一步作物行提取及小波系数排列规律分析产生影响,可依据小波多分辨率分解的方向敏感性,仅对反映垂直方向信息的垂直分解细节层进行分析,去除水平及对角分解系数。

对图2中小波分解系数行依次用后面的系数减前面的系数,结果为正表示递增,用1表示,结果为负表示递减,用2表示,0表示平坦区域,然后将这些数据按出现的先后顺序排列,统计这组数据各部分连续出现的1及连续出现的2的长度,然后求长度的平均值,对小于平均值的长度进行如下操作:只要这部分1或2的一侧和0相邻就变为0;如果两侧都不是0,则将1、2互变;然后对0操作,如果0序列的两侧数字相同,则将0变为这个数字,如果两侧数字不同,则将0尽量等分为两份,距离1近的那份全变1,距离2近的那份全变2。统计处理后的数据中连续出现各部分1和2的长度,找出长度最大值,所有长度除以最大值进行归一化,然后计算这一组数据的方差 δ 。对相应层的垂直小波分解系数的所有行进行上述计算,如果 δ 小于0.2的行数达到1/3以上,则确定为候选作物层。之所以选择行数达到1/3以上,主要考虑到当作物行上作物分布比较离散或图像中正好含障碍物时会导致部分图像行的 δ 不再能反映同一片田里作物行宽和行间距相对固定的特点。 δ 为0.2,主要通过实验选定。完成一层的判定后,再到能量相当的另一层进行相似计算。

经过上述过程,发现小波分解的第3层满足作物行排布规律,而第2层不满足,因此将第3层作为目标频率层,完成选层操作。图3为对选定的第3层进行重构后得到的小波分解系数图。图中由作物等产生的局部阴影、作物行两边杂草等干扰,由于变化频率不同于作物,已经有效去除。对于由光照不匀、树木阴影等形成的边缘少而面积大的低频干扰,会获得更好的处理效果。

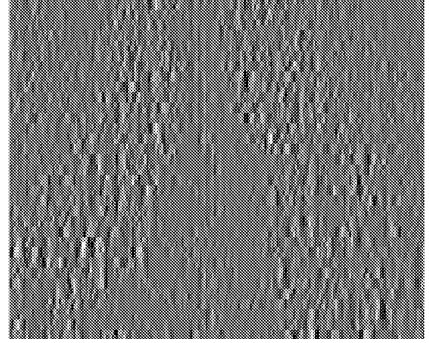


图3 第3层小波分解系数重构图

Fig. 3 Reconstructions of detail coefficient in the third layer

1.2 障碍物定位

图4a为含障碍物的灰度图像,图4b为通过1.1节方法选择的作物层,是对图4a对应的第4级垂直细节图像的小波系数进行重构得到的,后面所有计算都在图4b上进行。

可通过分析障碍物引起的图像作物层小波分解系数的改变实现障碍物检测。考虑到在图像水平方向上,作物行的交替本身就引起了小波分解系数的交替变化,导致当图像含障碍物时,很难区分变化是障碍物引起的还是作物行引起的,因此可先沿作物行方向进行小波分解系数改变的检测。计算图像每行小波分解系数平方和均值为

$$H_i = \frac{1}{N} \sum_j f_w(i, j)^2 \quad (2)$$

向纵向投影,如图4c所示。由于多数障碍物的频率变化不同于作物,在作物层图像上的分解系数很小,被遮挡作物区域会引起图像行的小波分解系数平方和均值的突变。即使碰到杂草和作物频率相似而不能分层的情况,由于由杂草形成的障碍物为田头或土堆,杂草在其上的分布方式及密度不同于作物,也会导致小波分解系数平方和均值的突变。

为了更有效地检测突变,可先用 7×1 滤波器对和图4c对应的、由小波分解系数平方和均值形成的列向量进行平滑滤波。再通过相邻像素的差分绝对值找到突变点,进而确定疑似障碍物投影成像后的沿图像垂直方向的变化范围。然后沿图像垂直方向将图像分成两部分,一部分是由含疑似障碍物的图像行构成,另一部分则由不含疑似障碍物的图像行

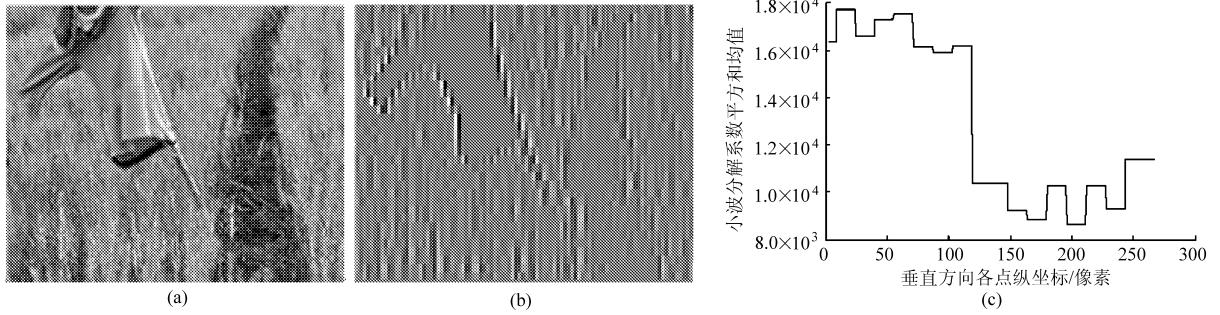


图 4 疑似障碍物检测

Fig. 4 Possible obstacle detection

(a) 矫正后的含障碍物的灰度图 (b) 第 4 级小波分解系数重构图 (c) 纵向投影的小波分解系数平方和的平均值分布

构成。

农田图像在拍摄过程中,由于车辆等的震动、转向等,导致图像中的作物行并不垂直于水平方向坐标轴。采用丁幼春等提出的图像旋转投影法^[4],不仅能校正图像,使作物行近似垂直水平方向,还能获得导航参数航向偏差和航位偏差。但和原算法以颜色信息作为计算对象不同,本文采用 1.1 节方法获得的垂直细节层的频率信息作为处理对象,提高了算法对颜色信息的鲁棒性。对于管理期的多行作物,获得的发生列突变的旋转投影矩阵的行,会含有若干个突变点。不同的突变点代表了不同的作物行,可选择离车轮内侧最近的作物行作为提取导航参数的依据。若摄像机坐标系原点到左车轮的垂直距离标定到图像坐标系后,长度为 l ,图像中心点到中心点左侧各个突变点的垂直距离为 d ,选取 $l-d \geq 0$ 的最小值对应的突变点,计算航位偏差。而突变点所在的行即为图像导航路径的航向偏差^[4]。

本文应用图像旋转投影法,不仅要获得航向偏差和航位偏差,还要通过旋转后的图像获取疑似障碍物水平方向位置。在考虑农田作物排列特点的基础上,采用只改变像素水平坐标的水平剪切操作。假设原图像坐标为 (u, v) ,变换后图像坐标为 (U, V) ,则水平剪切操作公式为^[15]

$$[U \ V \ 1] = [u \ v \ 1] \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ \alpha & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (3)$$

考虑到目标导航路径与图像竖直方向夹角一般在 $\pm 30^\circ$ 以内^[4],选取 α 的取值范围 $[-0.58, 0.58]$ 。通过求图像所有列的列均值差分的绝对值^[4],获得突变点。

上述校正过程中的旋转操作是针对整幅农田图像进行的,但列均值的计算仅在不含疑似障碍物的那部分图像上进行,这能有效避免障碍物产生的突变对处理结果的影响。上述旋转投影法在以下两种情况时不能获得导航参数:①当农作物已经封行,且

不同作物行交叉位置的作物枝叶密度和作物行相比没有明显差异,并且农业机械的作业过程不会产生已割、未割边缘时,如棉花采摘机的操作等。②杂草密集,产生频率和作物相似,不能实现杂草与作物分层,导致作物层上的作物行特征消失时。这两种情况也是目前已有导航参数提取算法所不能解决的难题,没有导航参数,后续的障碍物检测也没有意义。

在旋转后的图像中按式(3)的方法计算含障碍物和不含障碍物两部分图像列方向的系数平方和均值,并投影成曲线图,如图 5 所示。图 5a 发生的突变,是由作物行交替引起的,图 5b 发生的突变,有些由作物行交替引起,有些由疑似障碍物引起。依据农田结构的一致性,由图 5a 先确定非障碍物引起的突变,记录突变点坐标,在图 5b 中找到和图 5a 中突变点坐标最近的突变点,去除,然后求剩余突变点的差分值,即用突变点右侧点的取值减去左侧点的取值,如果为负,作为疑似障碍物水平方向坐标起点,差分为正则作为疑似障碍物水平坐标终点。

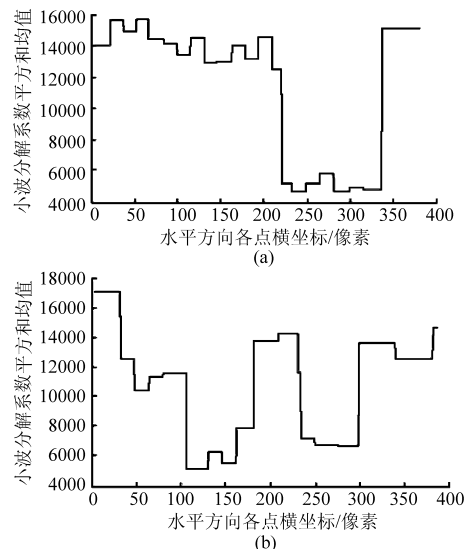


图 5 水平方向的系数平方和均值投影曲线

Fig. 5 Projection curves of mean of square sum of coefficient in horizontal direction

(a) 不含障碍物图像 (b) 含障碍物图像

假设确定的疑似障碍物水平起始位置坐标为 (U_0, V_0) , 则未进行旋转投影变换前的坐标为 $(U_0 - V_0\alpha + m\alpha, V_0)$, m 是图像行数。同样对获得的其他点的坐标进行类似运算, 获得疑似障碍物在原图像中的横、纵坐标。

当图像的纵向系数投影曲线检测到系数平方和均值的突变, 确定存在疑似障碍物, 而横向系数平方和均值投影整体变化平缓, 未像图 5b 一样发生明显突变, 则确定疑似障碍物贯穿图像。确定好障碍物位置后, 后续障碍物判定操作, 仅在确定的疑似障碍物范围内进行。

对仅含疑似障碍物的那部分图像进行小波多分辨率分解, 依据式(1)计算各分解层细节系数平方和。

若疑似障碍物是渐入图像的, 渐入速度和车辆运行速度相当(说明障碍物静止), 且在表征渐入的各帧图像中疑似障碍物始终贯穿作物图像水平方向, 则判定为田头、大的池塘、路边等, 但无论是哪个, 此时车辆都应准备转向操作。若疑似障碍物未贯穿作物图像水平方向, 且采用立体视觉方法^[2,16]求出疑似障碍物比周围非障碍区域低, 而且在小波多分辨率分解的各细节层上几乎没产生频率信息, 则判定为池塘。因为水面虽然有波纹, 但对比度很低, 基本形成不了细节信息。除了上述情况外若疑似障碍物高度未超过 5 cm, 则不进行障碍物判定, 认为可逾越, 此时可能是低矮的石头、未长草的断垄等; 若高于 5 cm, 且其主频信息出现在 1、2 或 3 层, 或虽主频信息不在 1、2、3 层, 但第 1 层上的信息量不容忽略时, 则将疑似障碍物按水平方向等分 3 份, 对 3 份图像依次进行立体视觉匹配, 求出各自形心距地面高度, 若三部分形心高度近似, 则认定为长草的断垄, 否则认定为长满草的土堆。这是因为杂草叶片尺寸等一般很小, 产生的频率主要出现在小波分解的 1、2、3 层, 若叶片较大时, 其上纹理一般就不

能忽视, 叶片经纹理分割后产生的主频也将出现在 1、2、3 层, 即使叶片较大且纹理不明显, 导致主频出现在 3 层以上时, 叶片的边缘等细节也会在第 1 层形成最高频信息。不满足以上各条件的超过 5 cm 的障碍物被认定为石头、电线杆、人、其他车辆等。若这些障碍物仅出现在作物行上, 则只要高度低于导航车辆底盘最低点到地面的距离, 就认为可逾越。最后实时测量导航车辆到障碍物的距离, 超过安全距离时绕行。

2 试验结果及分析

对采集的 100 多幅大小为 376 像素 \times 291 像素的农田图像, 包括深秋的青菜地图像、春天北方的非机耕生长期麦田、收获期麦田、生长期水稻田等进行了障碍物检测试验。发现田头、农业机械、土堆、石头、电线杆、人等障碍物都能有效检出, 检出率为 100%。

但当障碍物在采集的图像中没有发生作物行遮挡时, 无法检出。因为前述算法主要依据作物频率层频率信息的丢失判定障碍物的存在, 障碍物对作物行没有发生遮挡时, 作物频率分布未改变, 发生漏检。考虑到这类障碍物主要为高度、宽度都不太大的石头类物体, 频率变化较低, 可在小波多分辨率分解的最高频率层, 即第 1 层进行检测。图 6a 为含石头的青菜地灰度图, 图 6b 为对小波多分辨率分解的第 1 层细节图像进行重构获得的系数图。

为减少作物边缘信息在这一层的干扰, 沿作物层小波重构图像水平方向依次扫描每行像素, 记录作物行的起始及终止位置, 再在小波分解的第 1 层上按式(3)计算系数的平方和均值, 但作物行范围内的系数不参与计算, 然后向纵轴投影获得图 6c 所示曲线。为了减少局部波动的干扰, 用 7×1 滤波器对和图 6c 对应的、由小波分解系数平方和均值形成的列向量进行平滑滤波。确定障碍物沿图像垂直方

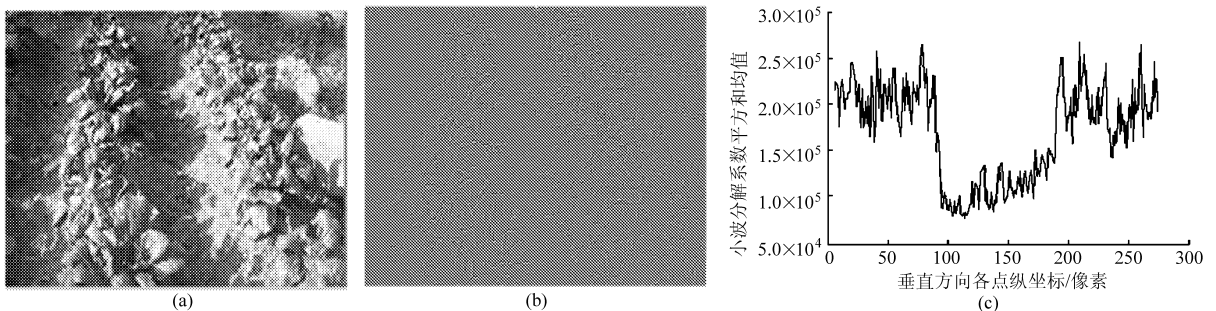


图 6 作物行间障碍物检测

Fig. 6 Detection of obstacles between crop rows

(a) 作物行间含石头的青菜地灰度图 (b) 对小波多分辨率分解的第一层细节图像进行重构获得的系数图

(c) 纵向投影的小波分解系数平方和均值曲线

向的坐标后,操作过程同1节。

未处理前,经试验测得障碍物检出率为84%,漏检率为16%。经过上述处理后,障碍物检出率为99%,漏检率为1%。漏检主要因为有些障碍物,如砖头等的高度没有达到5 cm,但这些障碍物的漏检不影响车辆行驶。至于农田中自然存在的高度绝对值大于5 cm、未形成障碍物的土块或洼地,因未像土堆一样造成作物行的丢失,且作为背景一部分和背景的对比度很低,又不会产生不同于背景的频率,会在疑似障碍物提取部分被滤除,不会进入疑似障碍物判定环节,因此不会导致误判。

采用VC软件编程,运行于PIV双核计算机上(CPU 2.80 GHz和2.87 GHz),每帧图像处理时间平均79 ms,满足导航实时性要求。

3 结束语

利用作物和非作物频率信息的区别,采用小波多分辨率分解进行农田障碍物检测,不仅能有效克服光照变化、阴影、杂草等干扰对处理过程的影响,有效地获得障碍物位置,还能实现对各类障碍物的检测,但算法的安全性还需进一步提高。

参 考 文 献

- 1 杨福增,刘珊,陈丽萍,等.基于立体视觉技术的多种农田障碍物检测方法[J].农业机械学报,2012,43(5):168~172,202.
Yang Fuzeng, Liu Shan, Chen Liping, et al. Detection method of various obstacles in farmland based on stereovision technology [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2012, 43(5): 168~172,202. (in Chinese)
- 2 张磊,王书茂,陈兵旗,等.基于双目视觉的农田障碍物检测[J].中国农业大学学报,2007,12(4):70~74.
Zhang Lei, Wang Shumao, Chen Bingqi, et al. Detection of obstacles in farmland based on binocular vision [J]. Journal of China Agricultural University, 2007, 12(4): 70~74. (in Chinese)
- 3 丁幼春,王书茂,陈红.农用车辆作业环境障碍物检测方法[J].农业机械学报,2009,40(增刊):23~27.
Ding Youchun, Wang Shumao, Chen Hong. Obstacle detection in the working area of agricultural vehicle based on machine vision [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2009, 40(Supp.): 23~27. (in Chinese)
- 4 丁幼春,王书茂,陈度.基于图像旋转投影的导航路径检测算法[J].农业机械学报,2009,40(8):155~160.
Ding Youchun, Wang Shumao, Chen Du. Navigation line detection arithmetic based on image rotation and projection [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2009, 40(8): 155~160. (in Chinese)
- 5 张磊,王书茂,陈兵旗,等.基于机器视觉的麦田边界检测[J].农业机械学报,2007,38(2):111~114.
Zhang Lei, Wang Shumao, Chen Bingqi, et al. Edge detection for wheat field based on machine vision [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2007, 38(2): 111~114. (in Chinese)
- 6 周俊,程嘉煜.基于机器视觉的农业机器人运动障碍目标检测[J].农业机械学报,2011,42(8):154~158.
Zhou Jun, Cheng Jiayu. Moving obstacle detection based on machine vision for agricultural mobile robot [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2011, 42(8): 154~158. (in Chinese)
- 7 沈明霞,姬长英.农业机器人视觉导航技术发展及展望[J].农业机械学报,2001,32(1):109~111.
- 8 周俊,姬长英.基于知识的视觉导航农业机器人行走路径识别[J].农业工程学报,2003,19(6):101~105.
Zhou Jun, Ji Changying. Road recognition for agricultural robot guided by machine vision [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2003, 19(6): 101~105. (in Chinese)
- 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.
- 10 Zhang Fangming, Ying Yibin, Jiang Huanyu, et al. Correlation analysis-based image segmentation approach for automatic agriculture vehicle [J]. Journal of Zhejiang University, A: Applied Physics & Engineering, 2005, 6(10): 1158~1162.
- 11 Reid J F, Zhang Q, Noguchi N, et al. Agricultural automatic guidance research in north America [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2000, 25(1): 155~167.
- 12 Keicher R, Seufert H. Automatic guidance for agricultural vehicles in Europe [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2000, 25(1): 169~194.
- 13 Sun J J, Yao M, Xu B G, et al. Fabric wrinkle characterization and classification using modified wavelet coefficients and support-vector-machine classifiers [J]. Textile Research Journal, 2011, 81(9): 902~913.
- 14 Deng Z, Wang L, Wang X. An integrated method of feature extraction and objective evaluation of fabric pilling [J]. The Journal of the Textile Institute, 2011, 102(1): 1~13.
- 15 Gonzalez R C, Woods R E, Eddins S L. Digital image processing [M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2009: 182~187.
- 16 Wei J, Rovira M F, Reid J F. Obstacle detection using stereo vision to enhance safety of autonomous machines [J]. Transactions of the ASAE, 2005, 48(6): 2389~2397.