

doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2013.12.040

基于全景视觉的智能农业车辆运动障碍目标检测*

李盛辉 周俊 姬长英 田光兆 顾宝兴 王海青

(南京农业大学工学院, 南京 210031)

摘要: 为了满足智能农业车辆安全正常作业,提出了基于全景视觉的运动障碍目标检测。与传统的单目和双目视觉相比,全景视觉具有360°无盲区检测的优点。首先系统使用多线程技术采集多目视觉图像,并用改进RANSAC-SIFT算法进行特征点提取与匹配,进而拼接全景视觉图像;其次采用改进的CLG光流法处理全景图像,检测运动障碍目标。试验表明:基于多线程技术和改进RANSAC-SIFT的全景拼接算法,与传统SIFT算法相比,平均提高特征点匹配准确度25.6%,加快运算速度25.0%;采用改进CLG光流法进行运动障碍检测,平均检测时间为1.55s,检测成功率为95.0%。

关键词: 农业车辆 全景视觉 运动障碍 SIFT 光流算法

中图分类号: S219.1 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2013)12-0239-06

Moving Obstacle Detection Based on Panoramic Vision for Intelligent Agricultural Vehicle

Li Shenghui Zhou Jun Ji Changying Tian Guangzhao Gu Baoxing Wang Haiqing

(College of Engineering, Nanjing Agricultural University, Nanjing 210031, China)

Abstract: In order to satisfy the safety and normal operation for intelligent agricultural vehicle, a method of detecting moving obstacles was proposed based on panoramic vision. Compared with the traditional monocular and binocular vision, panoramic vision possessed the advantages of 360° non-blind area detection. Firstly, multi-thread technology was used to acquire multi-vision images. The improved RANSAC-SIFT algorithm was used to extract and match feature points, and then stitch panoramic images. Secondly, improved CLG optical flow algorithm was used to detect moving obstacles based on panoramic images. Compared with the traditional SIFT algorithm, experiments showed that the accuracy of feature points matching was increased by 25.6% and the arithmetic speed was increased by 25.0%. Moving obstacle detection using improved CLG optical flow algorithm could take averagely 1.55 s to detect moving obstacles, and the accuracy was 95.0%.

Key words: Agricultural vehicle Panoramic vision Moving obstacle SIFT Optical flow algorithm

引言

作为重要的农业机械,智能农业车辆在国内得到了大量的研究与应用,有效地提高了农业生产效率,解决了劳动力短缺等问题。国内外大多数研究采用GPS等技术实现智能农业车辆的自动导

航^[1-3]。农业生产中,障碍物的存在将影响智能农业车辆作业的安全性和可靠性,虽然对于固定障碍物的检测已经有了一定的研究进展,但在实际作业中,仍存在较多的运动障碍物体,而这些运动障碍通常是人、作业的农业机械等重要目标。如何检测运动障碍目标对智能农业车辆的安全作业和优化其作业

收稿日期:2013-05-15 修回日期:2013-06-25

*国家自然科学基金资助项目(31071325)和江苏省自然科学基金资助项目(BK2010458)

作者简介:李盛辉,博士生,主要从事农业机器人视觉和导航技术研究,E-mail: lshhui2006@163.com

通讯作者:姬长英,教授,博士生导师,主要从事精准农业理论与技术研究,E-mail: chyji@njau.edu.cn

路径有重要的研究价值。

作为机器视觉的一种较新技术,国内将全景视觉应用于智能农业车辆的研究较少,在国外该研究领域也刚处起步阶段^[4-8]。与传统单目和双目视觉相比,本文采用的全景视觉检测运动障碍的方法,具有360°无盲区检测的优点。

本文采用多线程技术获取多目视觉图像,并采用改进RANSAC-SIFT算法对图像进行匹配和拼接。采用改进的CLG(Combined local-global)光流法对全景图像进行处理,检测出运动障碍目标。

1 多目全景视觉系统结构

全景视觉是机器视觉的前沿研究领域,在机器人、智能车辆和地理信息获取等领域取得了一定成果^[9-11]。全景视觉相较于传统单目和双目等视觉系统,具有全视角、图像信息丰富完整等优点。全景视觉技术已成为相关领域研究的趋势和重点。

全景视觉主要分为多目全景、鱼镜头全景和折反射式全景3类。鱼镜头,实质就是一个大广角镜头,并没有达到真正全景视觉功能;折反射式全景视觉由于图像两端畸变较大,成像效果较差。

本文研究的Ladybug3多目全景视觉系统,如图1所示,其结构为6个相机组成的五棱柱,5个侧面各1个相机(共5个),顶面1个相机。全景视觉系统相机的主要参数如表1所示。

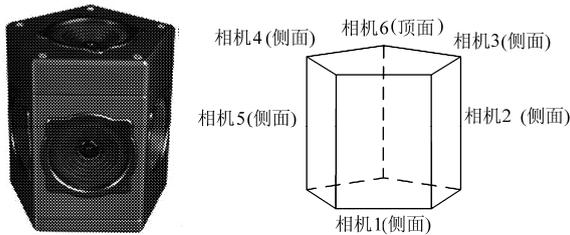


图1 多目全景视觉系统结构

Fig.1 Structure of panoramic vision system

表1 多目全景系统相机主要参数

Tab.1 Key parameters of panoramic vision camera

参数	具体描述
相机型号	6个 SonyICX274 1/1.8"彩色 CCD 摄像头
最大分辨率	1 616(H) × 1 232(V)
最大帧速率	16 帧/s JPEG 压缩的图像 6.5 帧/s 无压缩的图像
镜头焦距	6个 3.3 mm 的微镜头
功耗	在 12 V 工作电压下,最大功率 7.2 W

2 改进的全景图像快速拼接算法

2.1 多目视觉图像快速获取

快速正确地获取多目图像信息是全景图像拼接的重要基础。全景视觉系统由6个相机组成,采用

多线程的方法,为每个相机各单独建立一个子线程,并行地对多相机的图像进行获取。该方法相比传统单线程采集图像的方式,能有效地提高图像采集速度。图2为多线程技术获取的全景系统各相机的图像。

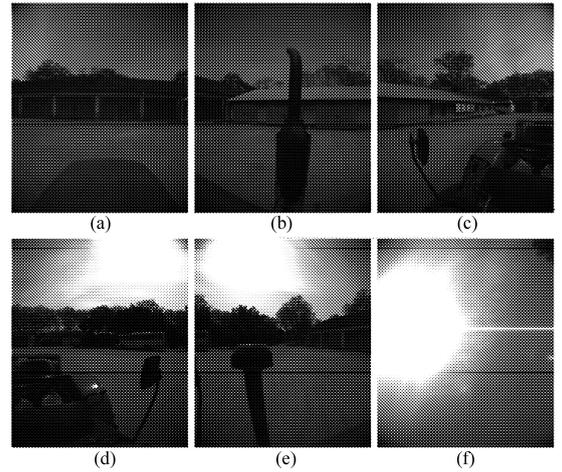


图2 全景系统各相机采集的图像

Fig.2 Camera images of panoramic vision system

(a) 相机1(侧面) (b) 相机2(侧面) (c) 相机3(侧面)
(d) 相机4(侧面) (e) 相机5(侧面) (f) 相机6(顶面)

2.2 相机标定

由于光学镜头成像等原因,为提高图像质量,需要对相机进行标定。本文采用经典棋格标定法^[12],选取6×9的黑白棋格对全景系统的各相机进行标定。图3a为标定前的棋格,明显存在图像畸变,通过标定后的正常棋格图像如图3b所示。

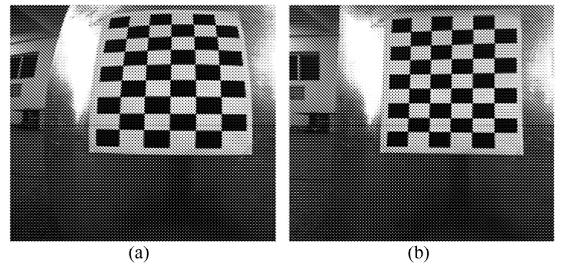


图3 标定前后的图像

Fig.3 Camera calibration images

(a) 标定前 (b) 标定后

2.3 基于SIFT算法的特征点提取与匹配

提取2幅有重叠图像的特征点,是进行全景图像拼接的关键步骤。SIFT算法^[13-14]是一种基于尺度空间、图像缩放、旋转和仿射等保持不变性的特征提取方法。在图像特征提取等相关领域得到了广泛研究,以下为具体算法过程:

(1) 尺度空间生成。

$$\begin{cases} L(x, y, \sigma) = G(x, y, \sigma) I(x, y) \\ G(x, y, \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{(x^2+y^2)}{2\sigma^2}} \end{cases} \quad (1)$$

式中 x, y ——尺度坐标

σ ——尺度因子, 决定图像的平滑度

式(1)中, 图像的尺度空间 $L(x, y, \sigma)$ 为原始图像 $I(x, y)$ 与二维高斯函数 $G(x, y, \sigma)$ 的卷积。

将图像 $I(x, y)$ 与高斯函数进行卷积, 得到高斯金字塔。将金字塔中上下相邻的尺度空间相减得到 DoG 尺度空间 (Difference of Gaussian), 其定义为

$$D(x, y, \sigma) = (G(x, y, k\sigma) - G(x, y, \sigma))I(x, y) = L(x, y, k\sigma) - L(x, y, \sigma) \quad (2)$$

式中 k ——尺度因子增益

(2) 局部极值点检测。将一个检测点在其同一尺度的 8 个领域和上下相邻尺度的各 3×3 领域内, 共 26 个相邻点做比较, 如果其灰度为极值, 则该点就为局部极值点。

(3) 特征点方向分配, 确定特征点的主副方向。为使特征点具有旋转不变性, 需指明特征点在其自身所在 DoG 尺度空间的方向, $m(x, y)$ 为特征点梯度模值, $\theta(x, y)$ 为特征点的梯度方向, 其定义为

$$m(x, y) = \sqrt{(L(x+1, y) - L(x-1, y))^2 + (L(x, y+1) - L(x, y-1))^2}$$

$$\theta(x, y) = \arctan \frac{L(x, y+1) - L(x, y-1)}{L(x+1, y) - L(x-1, y)}$$

除定义特征点的主方向外, 通过计算当前 DoG 尺度空间领域的梯度方向, 用直方图统计, 当大于峰值 80% 的梯度方向, 可定义为副方向。

(4) 生成 SIFT 特征向量。将每个特征点周围分为 4 个 4×4 小块, 每小块有 8 个方向向量, 共 $4 \times 4 \times 8 = 128$ 维, 即称为 SIFT 特征向量。

(5) 特征匹配。特征点的匹配采用特征向量的欧式距离作为相似性判定度量, 当两个待匹配点的最近欧式距离与次近欧式距离的比值小于某个阈值的时候, 则认为其匹配成功。

相邻相机 1 和 2 图像的 SIFT 特征点, 如图 4 所示。图 4a 为相机 1 图像 (图 2a) 的 SIFT 特征点,

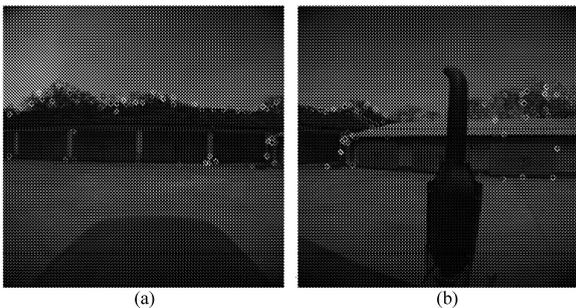


图 4 SIFT 算法生成的特征点

Fig. 4 SIFT feature points

(a) 相机 1 (b) 相机 2

图 4b 为相机 2 图像 (图 2b) 的 SIFT 特征点。

2.4 基于改进 RANSAC - SIFT 算法的匹配点优化

特征点正确快速地提取与匹配对能否准确识别图像的重合部分, 进而拼接成全景图像至关重要。传统的 SIFT 算法得到的特征点, 并不都是全景图像拼接所需的有效特征点, 进而影响全景图像的拼接效果。RANSAC (Random sample consensus) 算法^[15]是一种鲁棒性很强的模型参数估计算法, 广泛地应用于机器视觉等领域, 该算法虽能对特征点进行优化提纯, 但需要进行大量迭代, 故影响其算法的速度。

由于本文的多目全景系统相机位置顺序是固定的, 故图像拼接点只能在相邻位置相机的图像边缘, 为提纯优化特征点, 并加快运算速度, 本文提出基于图像边缘进行 RANSAC 的改进算法, 该改进算法避免了对图像进行全局运算, 同时根据相机的位置信息能准确地确定搜索的边缘, 具有较快的搜索速度和效率。具体步骤如下:

(1) 获取相邻图像的 SIFT 特征点集合 $P = \{p_1, p_2, \dots, p_n\}$ 。

(2) 根据步骤 (1) 得到的 SIFT 特征点集合 P , 对相邻图片的边缘进行 RANSAC 运算, 将异常点进行剔除。

(3) 判断在规定的迭代次数内, 运算是否成功 (收敛)。如果失败, 扩大相邻图像边缘的搜索范围, 重复执行步骤 (2); 如运算成功就生成提纯优化特征点集合 $G = \{g_1, g_2, \dots, g_n\}$, 继续执行步骤 (4)。

(4) 判断是否已完成全部 6 幅图像特征点提纯优化, 如果否, 执行步骤 (1), 继续通过该改进算法对其他相邻图像进行特征点提纯。如果是, 执行步骤 (5)。

(5) 算法结束, 根据改进算法完成多目全景系统全部 6 个相机图像的特征点提纯优化。

图 5 为改进 RANSAC - SIFT 算法运算后得到的特征点, 可以明显地看出, 去掉了图 4 中间位置的大

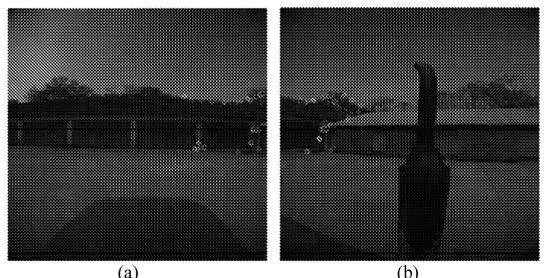


图 5 改进 RANSAC - SIFT 算法运算后的特征点

Fig. 5 Improved RANSAC - SIFT feature points

(a) 相机 1 (b) 相机 2

量无效特征点。

2.5 快速全景图像拼接结果

快速全景图像拼接处理主要由多线程的多目图像快速获取、改进的 RANSAC - SIFT 特征点提取匹配和全景图像拼接 3 个模块组成。根据 2.4 节论述



图 6 全景拼接图

Fig. 6 Panorama stitching image

3 基于全景光流法的运动障碍目标检测

3.1 光流算法

传统帧差法检测运动障碍,在理想条件下有较好的效果,但遇到运动背景和目标被遮挡等情况,该方法的检测效果就较差。光流(Optical flow)算法^[16]提出,根据物体运动造成图像光流场的变化,进而检测运动障碍目标。该算法已在机器视觉的运动物体检测中得到了一定的研究。

设 $f(x, y, t)$ 为图像序列,泰勒级数展开成

$$f(x + dx, y + dy, t + dt) = f(x, y, t) + f_x dx + f_y dy + f_t dt + O(\partial^2) \quad (3)$$

当 dx, dy, dt 非常小时,式(3)中高阶项可以忽略,得 $f(x + dx, y + dy, t + dt) = f(x, y, t)$,代入式(3)中得到

$$f_x dx + f_y dy + f_t dt = 0 \quad (4)$$

将式(4)整理,得到

$$-f_t = f_x \frac{dx}{dt} + f_y \frac{dy}{dt} \quad (5)$$

令 $u = \frac{dx}{dt}$ (x 方向速度), $v = \frac{dy}{dt}$ (y 方向速度),代

入式(4)得 $-f_t = f_x u + f_y v$ 。移动目标速度 $m_s = \left(\frac{dx}{dt}, \frac{dy}{dt} \right) = (u, v)$ 。

3.2 基于改进 CLG 光流法的运动障碍快速检测

经典光流法对运动物体的检测会有许多干扰。局部和全局混合的 CLG 光流算法^[17]虽融合了全局 HS 算法^[16]和局部 LK 算法^[18]的优点,但实时性较差。

如何对移动目标进行快速准确地检测,提出基于改进 CLG 算法的运动障碍快速检测。本算法在运动障碍物产生稠密光流场的同时又能对噪声有较

的改进 RANSAC - SIFT 特征点提取算法,对图 2 所示的多目全景系统 6 个相机获取的图像进行特征点提取,确定相邻图像的重叠部分,根据重叠特征点的信息进行匹配和拼接,全景图像的拼接结果如图 6 所示。

强的鲁棒性。改进算法主要步骤:

(1)采用多线程技术并行将图像分块,根据图像远近距离权重,设定不同的流值和置信度。

(2)将整图像进行分块,在分块区域采用 CLG 算法,设 $f(x, y, t)$ 为图像序列, (x, y) 为图像内的点, t 表示时间。在 t 时刻计算光流场的最小化能量函数

$$E(u, v) = \int_{\Omega} (\omega^T J_{\rho}(\nabla_3 f) \omega + \alpha (|\nabla u|^2 + |\nabla v|^2)) dx dy$$

式中, $\omega(x, y) = (u(x, y), v(x, y), 1)^T$ 是位移; ∇u 和 ∇v 是 $(u_x, v_y)^T$ 在空间上的梯度; $\nabla_3 f$ 是 $(f_x, f_y, f_t)^T$ 在时空域上的梯度; $\alpha > 0$ 是归一化正则化参数; $J_{\rho}(\nabla_3 f)$ 是由 $K_{\rho}(\nabla_3 f \nabla_3 f^T)$ 给出的结构张量, K_{ρ} 是标准差为 ρ 的高斯函数。当 $\rho \rightarrow 0$ 为 HS 算法,当 $\alpha \rightarrow 0$ 为 LK 算法。

这个能量函数的最小化过程,用欧拉-拉格朗日(Euler - Lagrange)方程求解,结果为

$$\alpha \Delta u - (J_{11}(\nabla_3 f) u + J_{12}(\nabla_3 f) v + J_{13}(\nabla_3 f)) = 0 \quad (6)$$

$$\alpha \Delta v - (J_{12}(\nabla_3 f) u + J_{22}(\nabla_3 f) v + J_{23}(\nabla_3 f)) = 0 \quad (7)$$

式中边界条件应满足 $\partial_n u = 0$; $\partial_n v = 0$ 。

(3)滤去干扰光流。由于光流是在极短时间内进行检测,实际运动障碍不会在极短时间进行运动方向的跳变。故将跳变干扰光流滤去。

3.3 运动障碍目标检测结果

图 7 为改进 CLG 光流法检测出一个实际运动的行人在农业拖拉机前,正从右向左运动。图中白色箭头指示的光流方向为检测出该行人的运动方向。

4 系统整体试验数据及分析

本试验的智能农业车辆是以洛阳一拖东方红 SG250 型拖拉机为平台改造的,其具有电控液压转向、GPS 自动导航等功能。将多目全景视觉系统安装于此智能农业车辆上,在南京农业大学工学院院

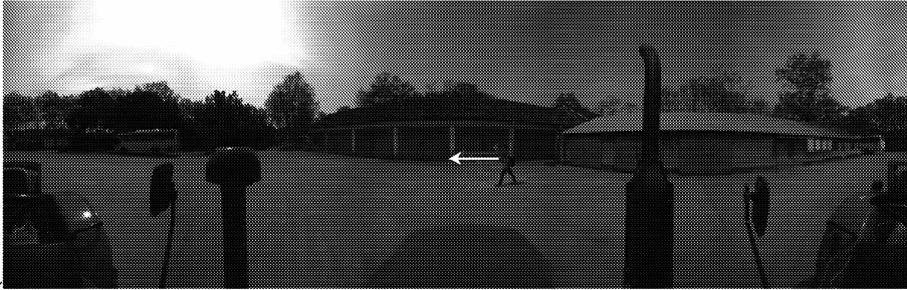


图 7 运动障碍目标检测图

Fig. 7 Moving obstacle detection images

4.1 全景图像获取与拼接试验

试验将全景图像快速拼接算法与传统基于 SIFT 的全景图像拼接算法进行比较,用采集耗时、特征点匹配率和全景拼接速度等关键参数来分析评价改进算法。像素是图像的重要参数,也是全景图像拼接效果的最重要指标,将试验分为试验 1、2、3,分别采用 320 像素 × 240 像素、512 像素 × 256 像素、1 024 像素 × 512 像素图像进行试验测试。

试验结果如表 2 所示。图像随着像素的提高,

内进行试验。试验数据的硬件处理平台:CPU 为主频 2.0 GHz 的 Intel Core Duo P7350(双核);内存为 DDR2 2 GB,显卡为 512 MB 显存的 ATI HD4330;硬盘为 300 G。并在 Visual Studio 2008 软件平台下编程实现。

特征点的匹配率也随之提高,试验 3 中,当图像像素为 1 024 像素 × 512 像素时改进算法的匹配率达到 96.3%,但由于像素增加,也使算法处理时间达到 0.88 s。从实际测试分析,试验 2 中 512 像素 × 256 像素图像是较合理地选择,特征点匹配率达到 91.6%,而运算时间仅为 0.27 s,能较好地满足系统实时性。

综合各组试验数据,本文改进算法与传统算法相比平均匹配率提高了 25.6%,算法运算速度提高了 25.0%。

表 2 全景图像拼接试验测试结果

Tab. 2 Experiment result of panorama stitching

试验 编号	传统基于 SIFT 的全景图像拼接			本文的全景图像快速拼接			匹配率 提高/%	改进算法 运算加快/%
	传统图像	特征点	传统算法	改进图像	特征点	改进算法		
	采集耗时/s	匹配率/%	总耗时/s	采集耗时/s	匹配率/%	总耗时/s		
1	0.09	42.1	0.21	0.05	66.5	0.16	24.4	23.8
2	0.16	65.5	0.36	0.09	91.6	0.27	26.1	25.1
3	0.56	70.1	1.19	0.31	96.3	0.88	26.2	26.1

4.2 运动障碍目标检测试验

目前还没有一种成熟通用的方法能在各种情况下都能百分百准确地检测出运动障碍物体。设计本试验,是用来验证改进 CLG 光流法较传统 HS 光流法在检测成功率和检测速度两个重要参数上的改进。本试验选取运动行人和运动车辆这 2 个较典型的运动障碍,运动行人试验分为 H1、H2 和 H3 组;运动车辆试验分为 V1、V2 和 V3 组。为与 4.1 节的全景获取与拼接试验对应,H 和 V 的 1、2、3 组分别采用 320 像素 × 240 像素、512 像素 × 256 像素、1 024 像素 × 512 像素图像进行处理。为有效地测试

运动障碍目标的检测成功率,每组试验在规定分辨率下各做 30 次独立试验。

试验结果如表 3 所示。分析试验结果,改进算法对运动行人(H 组)和运动车辆(V 组)的平均检测成功率为 95.0%,平均检测时间为 1.55 s,比传统算法检测成功率提高 22.3%,检测速度加快 47.8%。运动行人和车辆的检测成功率较为接近,但由于运动车辆体型较大,造成较明显的光流变化,改进的算法更容易检测到。故在检测时间上运动车辆平均为 1.4 s,较运动行人 1.7 s 的检测时间更短些。

表3 移动障碍检测试验结果

Tab.3 Experiment result of moving obstacle detection

试验组号	传统 HS 光流法的运动障碍检测				本文改进的 CLG 光流法的运动障碍检测				成功率提高/%	检测速度加快/%
	试验次数	成功检测次数	成功率/%	单次检测平均耗时/s	试验次数	成功检测次数	成功率/%	单次检测平均耗时/s		
H1	30	19	63.3	1.9	30	27	90.0	1.2	26.7	36.8
H2	30	22	73.3	3.0	30	29	96.7	1.6	23.4	46.6
H3	30	23	76.7	5.2	30	29	96.7	2.4	20.0	53.8
V1	30	20	66.6	1.6	30	28	93.3	1.0	26.7	37.5
V2	30	23	76.6	2.6	30	29	96.7	1.2	20.1	53.8
V3	30	24	80.0	4.6	30	29	96.7	1.9	16.7	58.7

5 结论

(1)改进的全景图像快速拼接算法与传统算法相比,经过试验测试,平均匹配率提高了25.6%,算法运算速度提高了25.0%。

(2)改进的 CLG 光流法,经过试验测试,运动障碍的平均检测时间为1.55 s,平均成功率为95.0%。比传统 HS 光流法检测成功率提高22.3%,速度加快47.8%。

参 考 文 献

- Noguchi N, Will J, Reid J, et al. Development of a master-slave robot system for farm operations [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2004, 44(1): 1 ~ 19.
- 张智刚, 罗锡文, 周志艳, 等. 久保田插秧机的 GPS 导航控制系统设计[J]. 农业机械学报, 2006, 37(7): 95 ~ 97.
- Zhang Zhigang, Luo Xiwen, Zhou Zhiyan, et al. Design of GPS navigation control system for rice transplanter [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2006, 37(7): 95 ~ 97. (in Chinese)
- 陈军, 蒋浩然, 刘沛, 等. 果园移动机器人曲线路径导航控制[J]. 农业机械学报, 2012, 43(4): 179 ~ 182.
- Chen Jun, Jiang Haoran, Liu Pei, et al. Navigation control for orchard mobile robot in curve path [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2012, 43(4): 179 ~ 182. (in Chinese)
- Kise M, Zhang Q, Noguchi N, et al. Obstacle detection using laser range finder for autonomous agricultural machinery [J]. Transactions of the ASAE, 2005, 48(3): 1 269 ~ 1 278.
- Guo L, Zhang Q, Han S. Agricultural machinery safety alert system using ultrasonic sensors [J]. Journal of Agricultural Safety and Health, 2002, 8(4): 385 ~ 396.
- 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.
- 李进, 陈无畏. 基于自适应导航参数的智能车辆视觉导航[J]. 农业机械学报, 2012, 43(6): 19 ~ 24.
- Li Jin, Chen Wuwei. Navigation of vision-guided intelligent vehicle based on adaptive navigation parameters [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2012, 43(6): 19 ~ 24. (in Chinese)
- Fang Y, Masaki I, Horn B. Depth-based target segmentation for intelligent vehicles: fusion of radar and binocular stereo [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2002, 3(3): 196 ~ 202.
- Andreasson H, Treptow A, Duckett T. Self-localization in non-stationary environments using omni-directional vision [J]. Robotics and Autonomous Systems, 2007, 55(7): 541 ~ 551.
- Mariottini G L, Scheggi S, Morbidi F, et al. An accurate and robust visual-compass algorithm for robot-mounted omnidirectional cameras [J]. Robotics and Autonomous Systems, 2012, 60(9): 1 179 ~ 1 190.
- Lin T T, Hsiung Y K, Hong G L, et al. Development of a virtual reality GIS using stereo vision [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2008, 63(1): 38 ~ 48.
- Zhang Z. A flexible new technique for camera calibration [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2000, 22(11): 1 330 ~ 1 334.
- Lowe D G. Distinctive image features from scale-invariant key points [J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2): 91 ~ 110.
- Brown M, Lowe D G. Automatic panoramic image stitching using invariant features [J]. International Journal of Computer Vision, 2007, 74(1): 59 ~ 73.
- Fischler M A, Bolles R C. Random sample consensus: a paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography [J]. Communications of the ACM, 1981, 24(6): 381 ~ 395.
- Horn B K P, Schunck B G. Determining optical flow [J]. Artificial Intelligence, 1981, 17(1): 185 ~ 203.
- Bruhn A, Weickert J, Feddern C, et al. Variational optical flow computation in real time [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2005, 14(5): 608 ~ 615.
- Lucas B D, Kanade T. An iterative image registration technique with an application to stereo vision [C] // Proceedings of the 7th International Joint Conference on Artificial Intelligence, Vancouver, Canada, 1981: 674 ~ 679.