

基于高斯-粒子滤波的 SLAM 算法提取果实特征

王丹丹^{1,2}, 石峰², 杜雪¹, 袁赣南¹

(1.哈尔滨工程大学 自动化学院, 哈尔滨 151000; 2.安阳工学院 电子信息与电气工程学院, 河南 安阳 455000)

摘要:针对传统农作物采摘方式落后、采摘效率低、果实特征识别精度低等问题,提出了一种基于 SIFT 的果实特征匹配算法,对导航机器人采集的果实图像进行去噪与特征提取,然后对不同传感器采集到的含有一定角度偏差的图像进行匹配,得到较精准的特征位置;提出了一种高斯-粒子滤波(Gauss-Particle Filter, Gauss-PF)的 SLAM(Simultaneous Localization and Mapping)算法.仿真实验表明,通过增大噪声协方差及特征位置初值误差验证算法的精度,PF 和 Gauss-PF 算法的误差均随时间逐渐降低,且在 x, y 方向,后者误差均小于 1 cm.新的算法具有较强的稳定性与较高的定位精度.最后在同等条件下,基于单个果实特征位置(0,0)的特征进行 x, y 方向 2 次观测,并采用 Gauss-PF 和 PF 算法对观测值进行量测估计,实验表明新算法均能在(0,0)的较小邻域 $[-1, 1]$ cm 误差范围内对其进行估计,高于 PF 算法的精度 $[-2, 2]$ cm.

关键词:特征识别;特征提取;高斯-粒子滤波;量测估计

中图分类号:TP362

文献标志码:A

农业机械化的应用推进,解决了我国大多数城市的作物收取工作,但大部分农村个体农作物采摘方式仍相对落后,且采摘效率低.农业自动化的普及,与国外精准农业技术还有一定差距^[1-2].在农作物精准采摘中,以自主机器人为载体的高精度田间导航,为果实特征的识别与定位提供了前提基础,也是实现自动化采摘的核心技术支持^[3-6].

解决载体定位估计问题,最早采用的方法是由高斯提出的最小二乘法^[7].对于系统的状态值估计,可根据贝叶斯理论和卡尔曼滤波原理,通过求解概率分布函数获得^[8].目前解决 SLAM(Simultaneous Localization and Mapping)问题常用的滤波方法有:扩展卡尔曼滤波算法^[9]、无迹卡尔曼滤波算法^[10]、联邦滤波算法^[11]、容积卡尔曼滤波算法^[12]、粒子滤波算法^[13]等.经典卡尔曼滤波,无法求解非线性非高斯问题,且基于卡尔曼衍生的其他系列算法,都因解决非线性问题时存在计算量大、滤波精度低等问题,限制了其使用范围.后来贝叶斯随机推演法,为非线性滤波问题提供了一个最优的、精确的框架模型,可适用于任何非线性、非高斯系统^[14].针对以上问题,提出了一种基于 Gauss-PF 的 SLAM 算法.

2004 年,David Lowe 等提出了一种适合于多目标特征物的,图像局部特征间较稳定的特征匹配算子—SIFT(Scan Invariant Feature Transformation)算法^[15].目前该方法广泛用于目标跟踪、地图生成、图像匹配等重要领域.其原理是根据 2 幅不同视角的图像中寻找可以匹配的特征点,再由几何原理得到一个旋转向量及角度.本文采取了 SIFT 方法对 SLAM 特征图进行匹配,并将 SLAM 传感器及惯性传感器采集的位置信息进行融合,采用高斯-粒子滤波估计,得到高精度的载体及特征位置.

1 SLAM 模型

1.1 状态方程的建立

设载体状态量 \mathbf{X} 的初值为 \mathbf{X}_0 ,载体系与惯性系间的旋转矩阵 \mathbf{A} ,控制输入为 \mathbf{U} ,控制矩阵为 \mathbf{B} ,噪声为

收稿日期:2019-04-22;修回日期:2019-10-02.

基金项目:国家自然科学基金(51709062);河南省科技攻关项目(182102110295;172102310671;172102210158);河南科技智库调研课题项目(HNKJZK-2019-30B);安阳市科技攻关项目(121);安阳工学院博士科研启动项目(BSJ2017006);安阳工学院教育教学改革研究项目(AGJ2019053).

作者简介(通信作者):王丹丹(1987—),女,河南开封人,安阳工学院讲师,博士,主要从事 SLAM,组合导航,非线性滤波算法等方面的研究. E-mail: lansejingling1988@126.com.

ω , 建立状态估计模型 $\mathbf{X}_k = \mathbf{A}_k \mathbf{X}_{k-1} + \mathbf{B}_k \mathbf{U}_k + \mathbf{w}_k$, 式中, $k \in (1, \dots, N)$ 表示时间. 根据载体 $k-1$ 时刻的状态 \mathbf{X}_{k-1} 及 k 时刻观测值 \mathbf{Z}_k 可估计 k 时刻的状态 \mathbf{X}_k . 全局坐标系下, 载体位置及姿态角分别表示为 $\mathbf{x}_v, \mathbf{y}_v, \mathbf{z}_v$ 及 $\varepsilon_v, \eta_v, \varphi_v$, 其中 v 仅表示载体符号. 则机器人的状态量 $\mathbf{X}_v^T = [\xi_v, \psi_v] = [\mathbf{x}_v, \mathbf{y}_v, \mathbf{z}_v, \varepsilon_v, \eta_v, \varphi_v]$.

机器人运动学模型 $\mathbf{X}_{v,k} = \mathbf{A}_{v,k} [\mathbf{x}_{v,k-1}, \mathbf{y}_{v,k-1}, \mathbf{z}_{v,k-1}, \varepsilon_{v,k-1}, \eta_{v,k-1}, \varphi_{v,k-1}]^T = \mathbf{B}_{v,k} \mathbf{U}_{v,k} + \mathbf{W}_{v,k}$, 式中, $\mathbf{B}_{v,k}, \mathbf{U}_{v,k} = [\mu_{v,k}]$ 由具体系统控制决定; 噪声服从 $\mathbf{w}_{v,k} \sim N(0, \sigma^2)$ 分布, 且 $\mathbf{W}_{v,k} = [\mathbf{w}_{v,k}]$.

系统姿态转移矩阵

$$\mathbf{A}_k = \begin{bmatrix} \cos \varphi \cos \eta & \cos \varphi \sin \eta \sin \varepsilon - \sin \varphi \cos \varepsilon & \cos \varphi \sin \eta \cos \varepsilon + \sin \varphi \sin \varepsilon & 0 & 0 & 0 \\ \sin \varphi \cos \eta & \sin \varphi \sin \eta \sin \varepsilon + \cos \varphi \cos \varepsilon & \sin \varphi \sin \eta \cos \varepsilon - \cos \varphi \sin \varepsilon & 0 & 0 & 0 \\ -\sin \eta & \cos \eta \sin \varepsilon & \cos \eta \cos \varepsilon & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & \sin \varepsilon \tan \eta & \cos \varepsilon \tan \eta \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \cos \varepsilon & -\sin \varepsilon \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \frac{\sin \varepsilon}{\cos \eta} & \frac{\cos \varepsilon}{\cos \eta} \end{bmatrix}.$$

1.2 特征地图模型的建立

设特征总数为 n , 第 i 个特征的位置信息为 $\mathbf{X}_{m,i} = [\mathbf{x}_{m,i}, \mathbf{y}_{m,i}]$, $i = 1, \dots, n$. 地图总信息向量 $\mathbf{X}_{m,i} = [\mathbf{x}_{m1}, \mathbf{y}_{m1}, \mathbf{x}_{m2}, \mathbf{y}_{m2}, \dots, \mathbf{x}_{mn}, \mathbf{y}_{mn}]$. 因为采集的特征物是静止的, 对于离散系统下的特征模型, 状态不随时间变化, 因此 $\mathbf{X}_{m,i,k} = \mathbf{X}_{m,i,k-1} = \mathbf{X}_{m,i}$.

1.3 统观测模型的建立

来自传感器测量的 n 个特征物中, 第 i 个特征的观测模型表示 $\mathbf{z}_{i,k} = \mathbf{H}_i [\mathbf{x}_{v,k}, m_{i,k}] + \mathbf{v}_{i,k}$, 式中, $\mathbf{H}_i, i = 1, 2, \dots, n$ 为系统观测矩阵; $\mathbf{v}_k \sim N(0, \mathbf{v}^2)$ 为观测噪声, 其协方差 $\mathbf{R}_k = \mathbf{v}_k^2$.

2 粒子滤波算法

描述滤波问题, 系统模型和观测模型

$$\begin{cases} \mathbf{x}_k = f(\mathbf{x}_{k-1}, \mathbf{v}_{k-1}) \\ \mathbf{z}_k = h(\mathbf{x}_k, \mathbf{w}_k) \end{cases}, \quad (1)$$

其中, $\mathbf{x}_k \in \mathbf{R}^{n_x}$ 表示 k 时刻系统状态向量, $\mathbf{z}_k \in \mathbf{R}^{n_z}$ 表示观测向量, \mathbf{R}^{n_x} 表示状态向量空间的维数为 n_x 的实数集合. $\mathbf{v}_{k-1}, \mathbf{w}_k \in \mathbf{R}^{n_x}$, 分别表示独立同分布的过程噪声与观测噪声序列; $f(\cdot)$ 和 $h(\cdot)$ 分别表示非线性的状态与观测方程. 非线性滤波的任务则是由观测数据集合来递推估计系统的状态向量. 假设 k 时刻的所有观测向量组成的集合为 $\mathbf{Z}_x = \{\mathbf{z}_i, i = 1, 2, \dots, k\}$.

已知初始概率分布 $p(\mathbf{x}_0)$, 以及 0 到 k 时刻的观测值 \mathbf{Z}_k , 能够估计状态的后验概率密度 $p(\mathbf{x} | \mathbf{Z}_k)$. 假设 \mathbf{x}_k 服从 1 阶马尔科夫过程, 观测序列 \mathbf{z}_k 相互独立, 初始状态的先验概率分布 $p(\mathbf{x} | \mathbf{Z}_0) = p(\mathbf{x}_0)$, 则状态的预测方程

$$p(\mathbf{x}_k | \mathbf{Z}_{k-1}) = \int_{\mathbf{R}^{n_x}} p(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{k-1}) p(\mathbf{x}_{k-1} | \mathbf{Z}_{k-1}) d\mathbf{x}_{k-1}, \quad (2)$$

其中, $(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{k-1})$ 由(1)式与过程噪声分布 $p(\mathbf{v}_{k-1})$ 确定. 而状态更新方程

$$p(\mathbf{x}_k, \mathbf{Z}_k) = \frac{p(\mathbf{Z}_k | \mathbf{x}_k) p(\mathbf{x}_k)}{p(\mathbf{Z}_k)} = \frac{p(\mathbf{z}_k | \mathbf{x}_k) p(\mathbf{x}_k | \mathbf{Z}_{k-1})}{p(\mathbf{z}_k | \mathbf{Z}_{k-1})}, \quad (3)$$

其中 $p(\mathbf{z}_k | \mathbf{x}_k)$ 由下面公式与观测噪声分布 $p(\mathbf{w}_k)$ 确定. 归一化常数

$$p(\mathbf{z}_k | \mathbf{Z}_{k-1}) = \int_{\mathbf{R}^{n_x}} p(\mathbf{z}_k | \mathbf{x}_k) p(\mathbf{x}_{k-1} | \mathbf{Z}_{k-1}) d\mathbf{x}_k. \quad (4)$$

(2~3)式构成了最优递推贝叶斯估计, 根据极大似然、最小均方误差和最大后验等估计准则, 在得到后验概率 $p(\mathbf{x}_k | \mathbf{Z}_k)$ 的条件下, 可求得目标状态量.

由贝叶斯公式 $p(\mathbf{x}, t_{k+1}/z_{k+1}) = \frac{p(z_{k+1}/x) p(\mathbf{x}, \bar{t}_{k+1}/z_k)}{\int \dots \int p(\mathbf{x}_{k+1}/x) p(\mathbf{x}, \bar{t}_{k+1}/z_k) dx_1 \dots dx_n}$, 其中, 似然概率密度

$$p(z_{k+1}/x) = \frac{\exp\{-\frac{1}{2}(z_k - h(x, t_k))^T \mathbf{R}_k^{-1}(z_k - h(x, t_k))\}}{\sqrt{(2\pi)^m \det \mathbf{R}_k}},$$

$h(x, t_k)$ 为 m 维量测函数, $z_k = (x_1^k, \dots, x_m^k)^T$ 为 m 维区域上的观测点, 表示第 t_k 时刻的后验概率密度的协方差矩阵

$$\mathbf{R}_k = \begin{pmatrix} \text{Var}(x_1, x_1) & \cdots & \text{Var}(x_1, x_m) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \text{Var}(x_m, x_1) & \cdots & \text{Var}(x_m, x_m) \end{pmatrix}.$$

将先验概率密度代入贝叶斯公式可得后验概率密度 $p(x, t_{k+1}/z_{k+1}) = \frac{p(z_{k+1}/x)p(x, \bar{t}_{k+1}/z_k)}{\int \cdots \int_{\Omega} p(z_{k+1}/x)p(x, \bar{t}_{k+1}/z_k) dx_1 \cdots dx_n}$.

3 SIFT 特征匹配算法

将观测图像进行预处理, 然后由图像卷积定理, 将观测原图像 $f(x, y)$ 与 2 维高斯差分函数 (Difference of Gaussian, DOG) 进行卷积, 可以得到 1 幅 2 维图像的尺度空间

$$D(x, y, \sigma) = [G(x, y, k\sigma) - G(x, y, \sigma)]f(x, y) = L(x, y, k\sigma) - L(x, y, \sigma), \quad (5)$$

式中, (x, y) 为空间点坐标, 2 维高斯函数 $G(x, y, \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left[-\frac{(x^2 + y^2)}{2\sigma^2}\right]$. (5) 式为 k 个高斯卷积核与 2 维图像 $f(x, y)$ 的卷积, 得到 k 幅不同尺度的图像 $L(x, y, k\sigma)$, 然后将其中相邻的图像两两相减, 得到高斯差分图像, 其中图像的概貌特征可由尺度来反应^[16]. 高斯函数参数 σ 表示尺度空间因子, σ 值越大图像越模糊; σ 值越小图像越清晰.

SIFT 算法的旋转不变性可用方向参数来表征, 而方向参数通过极值点邻域内像素的方向梯度的分布特性来解算. $m(x, y) = \sqrt{[L(x+1, y) - L(x-1, y)]^2 + [L(x, y+1) - L(x, y-1)]^2}$, $\theta(x, y) = \arctan \frac{L(x, y+1) - L(x, y-1)}{L(x+1, y) - L(x-1, y)}$, 式中, $m(x, y), \theta(x, y)$ 分别为 (x, y) 处梯度模值与方向, L 尺度为每个极值点各自所在的尺度.

对于每个特征点, 都包含有位置信息、尺度信息和方向信息 3 个参数. 理想状态下, 进行数据关联的相邻 2 幅图像之间的共同特征点应该具有相同的特征状态量参数, 其关联关系最大, 归纳在同一特征中, 进行数据库更新或扩展.

4 图像采集与实验分析

4.1 图像处理技术

光学传感器采集的单幅图像包含大量的噪声. SLAM 特征构图通过图像预处理、图像恢复、图像融合等部分进行. 预处理技术主要包括对输入图像的分割、平滑、图像增强处理及特征提取等. 对自然环境下采集到成熟苹果灰度图像并进行均值滤波去噪处理后分别如图 1 所示. 对图像进行简单的均值滤波处理后, 能够得到较清晰的果实特征图像.

4.2 图像分割与特征提取处理

图像中灰度值发生不连续变化的区域即为边缘. 微分边缘检测算子可通过求得图像 1 阶导



(a) 原灰度图

(b) 均值滤波去噪图

图 1 成熟苹果灰度图像

Fig.1 Gray scale image of apples

数的最大值或 2 阶导数的零交叉点来检测图像的边缘.边缘检测目的是提取出图像中特征与背景间的轮廓交界线,较常用的检测算子有 1 阶 Sobel 算子和 2 阶 Canny 算子等.边缘检测算子实现步骤如下:1)采用高斯滤波器对图像平滑处理;2)梯度幅值和方向,采用偏导的有限差分实现;3)对幅值进行非极大值抑制.用双阈值算法检测与连接.

对多幅图像配准,是将不同时刻不同传感器采集的目标物的关联信息进行组合,将属于同一目标物的特征信息融合到该同一实物,直到将数据库中所有图像信息关联完毕.图像配准方法一般都是将空域变换到频域进行相位匹配,然后处理这些频谱特征,最后再进行反变换到时空域.SLAM 图像处理流程图如图 2 所示.

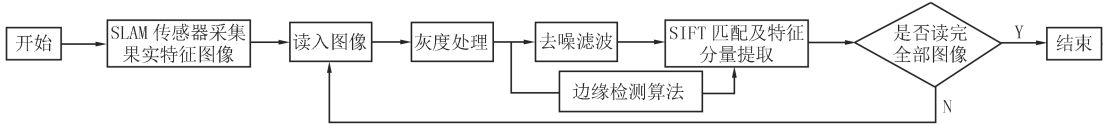


图 2 SLAM 图像处理流程图

Fig.2 Flow chart of slam image processing

果实边缘是采摘机器人进行果实与枝叶辨识的依据,包含果实形态的最基本特征.通过边缘检测可大量减少计算量,排除冗余信息,留存识别对象重要的结构属性.图像灰度化操作一般用灰度分布梯度来表征.本实验采用灰度阈值分割与边缘检测等方法对苹果图像进行分割处理,采用以下几种算子对原灰度苹果图像进行边缘检测,结果如图 3 所示.基于 Sobel 算法的特征提取能够有效滤除枝干、树叶等杂质,提取出有效的果实图像.

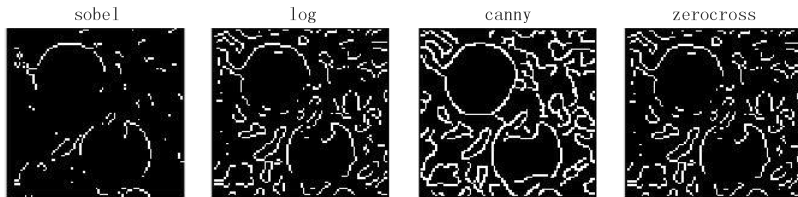


图 3 对苹果图像进行边缘检测

Fig.3 Edge detection images of apple

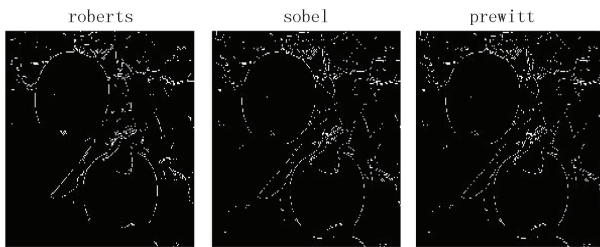


图 4 Robert, Sobel, Prewitt 算子检测图

Fig.4 Detection figures with Robert, Sobel and Prewitt algorithms

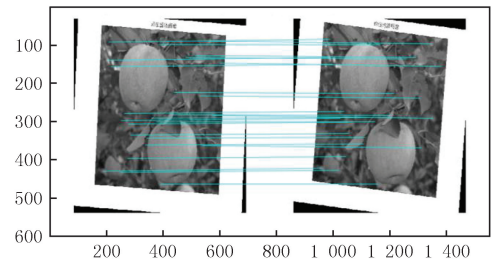


图 5 不同传感器采集的果实图像匹配图

Fig.5 Matching images of fruits collected by different

进一步比较算法性能,做了基于 Roberts, Sobel, Prewitt 特征提取的 3 个实验,如图 4 所示.根据以上 3 种算法对原灰度图像特征提取直观比较,得出基于 Prewitt 算子的效果最好.在同一时刻下,不同传感器采集的果实图像会存在角度的偏差,在特征提取过程中需要对 2 幅或多幅包含同一特征的信息进行匹配.由图 5 可以看出,对于同一时刻下,不同传感器采集的果实灰度图像,能够有效采用 SIFT 进行匹配,且匹配融合精度较高.本实验中采用 SIFT 算法对含有 5° 偏差的 2 张图像进行特征匹配,匹配结果如图 6 所示.在同一时刻,由 3 个传感器对苹果树进行观测,拍到的不同角度的特征图如图 6 所示.对图 6(b), 6(c) SIFT 匹配,结果如图 7 所示.

5 基于 SLAM 的特征定位实验与分析

设智能小车初始状态为 0,载体模型与特征协方差初始值为 $P_{v0} = \text{diag}[2 \ 0 \ 0]^T$, $P_{m0} = \text{diag}[0.1 \ 0.1 \ 0]^T$,传感器采样频率 $T = 0.01 \text{ s}$,系统噪声和观测噪声分别为 $w_i \sim N(0, 0.2)$, $v_i \sim N(0, 0.3)$

的高斯白噪声.载体运动参数如下:速度 0.01 m/s,最大角速度 0.5°/s,控制速度误差 0.005 m/s,控制角速度误差 0.05°/s,测距误差 0.01 m,测角误差 0.05°.



图 6 同一时刻下由不同传感器采集的不同角度的苹果果实特征图

Fig.6 Apple fruit characteristic figures with different angles collected by different Sensors at the same time

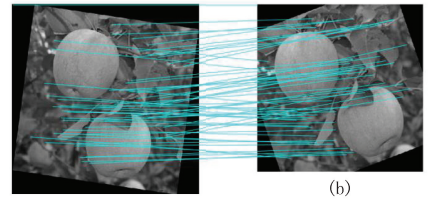


图 7 对不同角度下的同一果实特征观测图的匹配

Fig.7 Matching of observation maps of the same fruit characteristics with different angles

5.1 基于 SLAM 的特征位置估计

在上述初始条件下,采用 EKF, UKF,PF 算法对智能小车导航过程中传感器采集的果实特征位置进行滤波估计,得到 1 000 s 内所有果实 x, y 方向上的误差统计均值,如图 8 所示.当小车导航移动的同时,传感器采集成熟苹果果实图像,对其特征进行位置

表 1 EKF,UKF,PF 下特征位置估计误差均值统计

Tab.1 Statistics of error Means of feature positions estimation based on EKF,UKF and PF algorithms

滤波算法	特征位置估计 x 方向误差均值/m	特征位置估计 y 方向误差均值/m
EKF	0.13	0.08
UKF	0.08	0.05
PF	0.07	0.03

估计,基于 EKF,UKF,PF 滤波算法整体而言, x 方向上的误差在 $[0,0.18]$ m, y 方向上的误差在 $[0,0.15]$ m;但 3 种算法下的估计误差依次减小,而高斯-粒子滤波算法在整个滤波过程中较前 2 种算法其误差降低了近 30%左右,具有较高的定位精度,为机器人自主采摘任务提供了果实成熟识别并定位的可行性与参考依据.针对 3 种滤波算法,得到特征位置估计误差均值统计,见表 1.

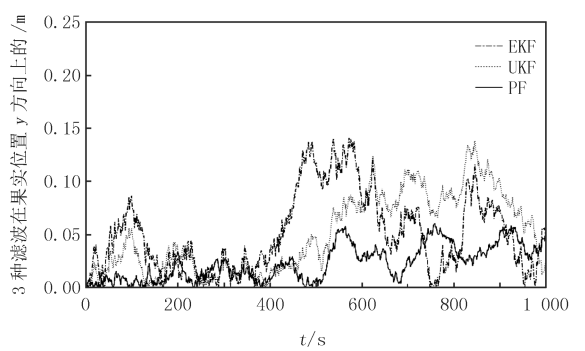
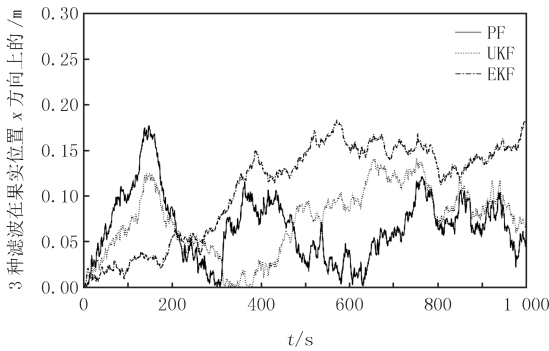


图 8 果实特征位置的误差统计均值

Fig.8 Statistical mean errors of fruit characteristic location

5.2 基于 PF,Gauss-PF 滤波算法对特征位置估计

为了比较 Gauss-PF 算法与传统 PF 算法的滤波精度,重新设置噪声协方差初值为 $w_i \sim N(0,0.25)$, $v_i \sim N(0,0.5)$,设定初始误差为 $[12,8,0]$ cm,其他模型参数及导航机器人运动参数与 5.1 一致,得到果实特征的位置估计如图 9 所示.增加的特征位置初值误差导致对整个特征观测的误差估计均值增大,但 2 种算法的误差均随时间逐渐降低,且无论在 x, y 方向,Gauss-PF 误差均在较小的范围,最后均稳定在小于 1 cm 的误差范围内,表明了新的算法具有较强的稳定性与较高的定位精度.针对 PF 和 Gauss-PF 滤波算法,得到的特征位置估计误差均值统计,见表 2.

5.3 基于成熟果实定位的观测与估计

在相同条件下,本文基于单个果实特征位置的小范围定位,作了该特征位置的量测仿真与分析.设定被采集的成熟果实特征的实际位置为 $(0,0)$ cm,对其进行小范围内定位,其位置误差估计如图 10,图 11 所示.在同等条

件下,对(0,0)位置的过程特征进行 x , y 方向观测,并采用 Gauss-PF,PF 算法对观测值进行量测估计,Gauss-PF 算法均能在(0,0)的邻域 $[-1,1]$ cm 误差范围内,较 PF 算法精度 $[-2,2]$ cm 的误差范围,其精度提高了 50%。

表 2 PF,Gauss-PF 下特征位置估计误差均值统计

Tab.2 Statistics of mean error of feature positions estimation based on PF and Gauss-PF algorithm

滤波算法	特征位置估计 x 方向误差均值/cm	特征位置估计 y 方向误差均值/cm
PF	8.22	7.83
Gauss-PF	6.95	5.54

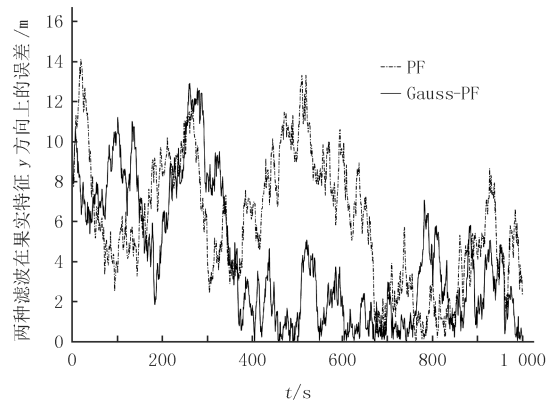
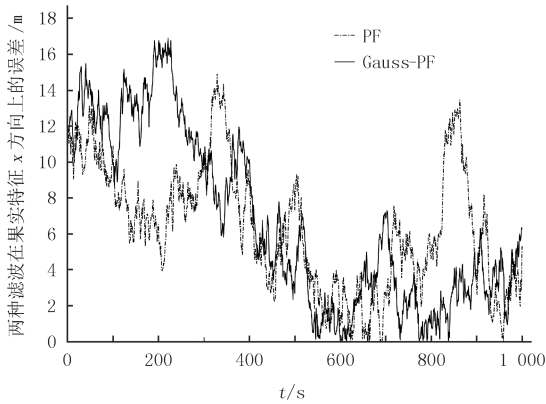


图 9 PF/Gauss-PF 算法下苹果果实特征的位置观测估计

Fig.9 The estimations of the location observation of apple fruit characteristics based on PF/Gauss-PF algorithms

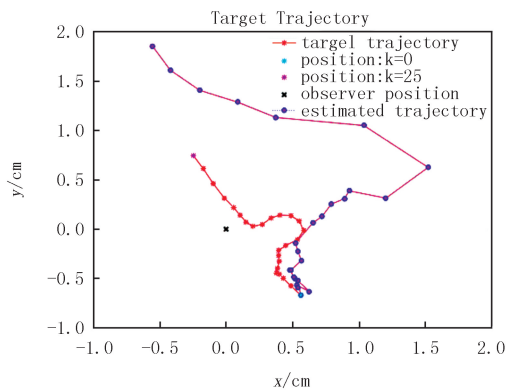


图 10 成熟果实特征位置(0,0)处的 x 方向观测测量值

Fig.10 Measurement values of observation with characteristic location (0,0) of mature fruit in the x direction

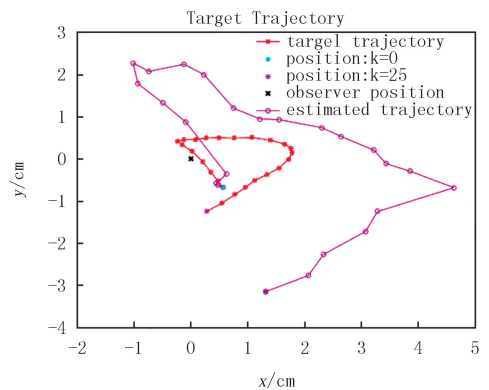


图 11 成熟果实特征位置(0,0)处的 y 方向观测测量值

Fig.11 Measurement values of observation with characteristic location (0,0) of mature fruit in the y direction

6 结论

首先基于 EKF,UKF,PF 算法对特征位置进行估计,在 x , y 方向上的误差均在 $[0,0.18]$ m, $[0,0.15]$ m 范围,且 PF 算法在整个滤波过程中较前 2 种算法其误差降低了近 30%左右,具有较高的定位精度;其次,增大噪声协方差及特征位置初值误差,实验表明 PF,Gauss-PF 算法的误差均随时间逐渐降低,而 Gauss-PF 误差比 PF 算法误差均值小,新的算法具有较强的稳定性与较高的定位精度.最后在同等条件下,基于单个果实特征位置(0,0)cm 的特征进行 2 次观测,并采用 Gauss-PF,PF 算法对观测值进行量测估计,新算法均能在(0,0)的较小邻域 $[-1,1]$ cm 误差范围内对其进行估计,较 PF 算法精度 $[-2,2]$ cm 的误差范围,其精度提高了 50%。

参 考 文 献

- [1] 王丹丹,宋怀波,何东健.苹果采摘机器人视觉系统研究进展[J].农业工程学报,2017,33(10):59-69.
WANG D D,SONG H B,HE D J.Research advance on vision system of apple picking robot[J].Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering,2017,33(10):59-69.
- [2] 李立国,姬长英,顾宝兴,等.多末端苹果采摘机器人机械手运动学分析与试验[J].农业机械学报,2016,47(12):14-21.
LI L G,JI C Y,GU B X,et al.Kinematics Analysis and Experiment of Apple Harvesting Robot Manipulator with Multiple End-effectors [J].Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2016,47(12):14-21.

- [3] 赵文旻.成熟苹果的图像识别及其位姿的获取研究[D].南京:南京农业大学,2012.
ZHAO W M.Image recognition and posture detection of ripe apple based on machine vision[D].Nanjing:NANJING AGRICULTURAL UNIVERSITY,2012.
- [4] 马志艳,汤有胜,杨光友.基于视觉的茶作物行间路径规划研究[J].农机化研究,2017(1):202-206.
MA Z Y,TANG Y S,YANG G Y.Research of Tea Garden Path Planning Based on Machine Vision[J].Journal of Agricultural Mechanization Research,2017(1):202-206.
- [5] 彭辉.基于计算机视觉的树上柑橘自动识别和定位技术的研究[D].武汉:华中农业大学,2011.
PENG H. Research on Automatic Identification and Localization for Citrus on the Tree Based on Computer Vision [D]. Wuhan: HUIZHONG AGRICULTURAL UNIVERSITY,2011.
- [6] 马志艳,欧阳方熙,杨光友,等.基于视觉与惯性的农机组合导航的方法研究[J].农机化研究,2018(6):7-12.
MA Z Y,OUYANG F X,YANG Guangyou,et al.Research on Multi-Sensor Integrated Navigation Based on Vision and Inertia[J].Journal of Agricultural Mechanization Research,2018(6):7-12.
- [7] 姚连璧,钱瑾斐.基于移动最小二乘法的轨迹你和切线方位角计算[J].同济大学学报(自然科学版),2018,46(11):1589-1593.
YAO L B,QIAN J F.Trajectory Tangent Azimuth Calculation Based on Moving Least Square Fitting[J].Journal of TONGJI University (Natural Science),2018,46(11):1589-1593.
- [8] 李晓花.基于信息融合的水下多目标跟踪技术研究[D].西安:西北工业大学,2016.
LI X H.Research on the Underwater Multiple Target Tracking Based on Information Fusion[D].Xi'an:Northwestern Polytechnical University,2016.
- [9] ZHANG T,WU K Z,SONG J W.Convergence and Consistency Analysis for a 3-D Invariant-EKF SLAM[J].IEEE Robotics & Automation Letters,2017(2):733-740.
- [10] RIHCCARDO C,FRANCESCO F,ENRICO M,et al.UKF-Based Navigation System for AUVs;Online Experimental Validation[J].IEEE Journal of Oceanic Engineering,2018,99:1-9.
- [11] JO H G,CHO H M,JO S J,et al.Efficient Grid-Based Rao-Blackwellized Particle Filter SLAM With Interparticle Map Sharing[J].IEEE Transactions on Mechatronics,2018,99:1-2.
- [12] WANG D D,TAN K T,LI Z B,et al.Research on Landmarks of SLAM Based on Square Root Cubature Kalman Filter[J].3rd Annual International Conference on Information System and Artificial Intelligence,2018,888:1037-1045.
- [13] 袁赣南,王丹丹,魏延辉,等.水下石油管道漏油检测定位的粒子滤波 SLAM 算法[J].中国惯性技术学报,2013,21(2):204-208.
YUAN G N,WANG D D,WEI Y H,et al.Particle filter SLAM algorithm for underwater oil pipeline leakage detection and positioning[J].Journal of Chinese Inertial Technology,2013,21(2):204-208.
- [14] Ristic B,Arulampalam S,Gordon N.Beyond the kalman filter[J].IEEE Aerospace and electronic systems magazine,2004,19(7):37-38.
- [15] 王宇,王涌天,刘越.基于 SIFT 和小波变换的图像拼接方法[J].北京理工大学学报,2009,29(5):423-426.
WANG Y,WANG Y T,LIU Y.Image Stitch Algorithm Based on SIFT and Wavelet Transform[J].Transactions of Beijing Institute of Technology,2009,29(5):423-426.
- [16] 张春美,龚志辉,孙雷.改进 SIFT 特征在图像匹配中的应用[J].计算机工程与应用,2008,44(2):95-97.
ZHANG C M,GONG Z H,SUN L.Improved SIFT feature applied in image matching[J].Computer Engineering and Applications,2008,44(2):95-97.

SLAM algorithm based on Gauss-particle filter in fruit feature extraction

Wang Dandan^{1,2}, Shi Feng², Du Xue¹, Yuan Gannan¹

(1.College of Automation, Harbin Engineering University, Harbin 151000, China;

2.College of Electronic Information and Electrical Engineering, Anyang Institute of Technology, Anyang 455000, China)

Abstract: Aiming at the problems of backward traditional crop picking methods, low picking efficiency and low recognition accuracy of fruit features, a fruit feature matching algorithm based on SIFT was proposed. The fruit images collected by navigation robots were denoised and extracted, and then the images collected by different sensors with certain angle deviations were matched to obtain more accurate feature positions. A simultaneous localization and mapping algorithm based on Gauss-Particle Filter was proposed. By increasing the noise covariance and the initial value error of the feature position, the accuracy of the algorithm is verified. The simulation results showed that the errors of PF and Gauss-PF algorithms decrease gradually with time, and the errors of the latter are stable within the error range of 1 cm in both x and y directions, which shows that the new algorithm has strong stability and high positioning accuracy. At last, under the same condition, two observations and estimates based on Gauss-PF and PF algorithm in x and y directions are carried out about the feature of a single fruit feature location $(0, 0)$. The experiment showed that the new algorithm can estimate the observation value within the error range of the feature location and about its small neighborhood $[-1, 1]$ cm, which accuracy is 50% higher than the error range $[-2, 2]$ cm of PF algorithm.

Keywords: feature recognition; feature extraction; Gauss-Particle Filter; measurement estimation

[责任编辑 杨浦 王凤产]