

PCL 环境下粒子滤波目标跟踪算法研究

康雅文, 闵华松, 陈鸣宇, 裴飞龙

(武汉科技大学 冶金自动化与检测技术教育部工程研究中心, 武汉 430081)

摘 要: 在实时三维目标跟踪系统中, KL 距离自适应粒子滤波算法中距离阈值、小区域阈值以及其他参数的选取往往根据经验设置, 如果参数设置不合适会降低跟踪精度和实时性。为此, 设计一种 3D 点云目标跟踪系统。分析距离阈值和小区域阈值等参数对跟踪性能的影响, 并给出自适应粒子滤波中参数与跟踪目标模型的关系。实验结果表明, 与 PCL_Tracking 算法相比, 该系统提高了三维目标跟踪系统的准确性和实时性。

关键词: 点云库; 目标跟踪; 粒子滤波; 距离阈值; 小区域阈值

中文引用格式: 康雅文, 闵华松, 陈鸣宇, 等. PCL 环境下粒子滤波目标跟踪算法研究[J]. 计算机工程, 2017, 43(9): 304-309.

英文引用格式: KANG Yawen, MIN Huasong, CHEN Mingyu, et al. Research on Target Tracking Algorithm for Particle Filtering Under PCL Environment[J]. Computer Engineering, 2017, 43(9): 304-309.

Research on Target Tracking Algorithm for Particle Filtering Under PCL Environment

KANG Yawen, MIN Huasong, CHEN Mingyu, PEI Feilong

(Engineering Research Center for Metallurgical Automation and Measurement Technology of Ministry of Education, Wuhan University of Science and Technology, Wuhan 430081, China)

[Abstract] In the real time 3D target tracking system, the distance threshold, small area threshold and other parameters in Kullback Leibler Distance (KLD) adaptive particle filtering algorithm can only be set according to experience, while improper parameter setting may reduce tracking accuracy and real-time performance. To solve this problem, a 3D target tracking system is designed. The influence of the parameters including distance threshold and small area threshold on the tracking performance is analyzed experimentally, and the relationship between the parameters and the tracking target model is given. Experimental results show that compared with PCL_Tracking algorithm, the accuracy and real-time performance of the 3D target tracking system are better.

[Key words] Point Cloud Library (PCL); target tracking; particle filtering; distance threshold; small area threshold

DOI: 10.3969/j.issn.1000-3428.2017.09.052

0 概述

视觉跟踪问题是当前计算机视觉领域中的热点问题^[1], 而在动态环境中对运动目标进行实时、鲁棒的跟踪是其重要的组成部分, 视觉跟踪在自动监控、人机交互、医学图像处理、虚拟现实等领域有着广泛的应用^[2]。常用的用于目标跟踪平台有 OpenCV 和点云库 (Point Cloud Library, PCL), 它们都是用于计算机视觉和图像处理的开源平台, 但是侧重点不同, OpenCV 是 2D 信息获取与处理的结晶, PCL 主要用于在 3D 信息获取与处理^[3], 三维图像包含颜色信息

和深度信息, 对光照的敏感性较低, 常用的三维相机有 Kinect, TOF (Time of Flight) 相机等。

解决目标跟踪问题有很多方法, 比如 Mean Shift^[4]、线性预测^[5]和粒子滤波算法等。由于粒子滤波法是一种随机的跟踪方法, 不需要知道目标的先验信息, 能很好地解决非高斯非线性观测下的目标跟踪问题, 在视觉跟踪中得到广泛的研究和应用。粒子滤波的跟踪效果受到多方面因素的影响, 如分割算法的精度、选择表示目标的特征和粒子滤波参数的设置等, 本文采用颜色特征来表示目标, 可以克服目标在运动过程因旋转或局部被遮挡而降低跟踪

基金项目: 国家自然科学基金 (61175094, 61673304)。

作者简介: 康雅文 (1992—), 女, 硕士研究生, 主研方向为虚拟现实、人机交互; 闵华松, 教授、博士; 陈鸣宇、裴飞龙, 硕士研究生。

收稿日期: 2016-08-15 **修回日期:** 2016-09-18 **E-mail:** kkgreatluck@163.com

精度的缺点。

粒子滤波能很好地解决非高斯非线性观测下的目标跟踪问题, 人们做了大量关于粒子滤波目标跟踪的研究工作, 但粒子滤波缺乏对场景变化的自适应性, 跟踪效果并不好, 因此, 出现了自适应粒子滤波目标跟踪方法。粒子滤波的自适应性除了体现在粒子数的自适应选择、噪声参数的自适应调节和模型的自适应选择 3 个方面, 还可以从跟踪参数上改进。

粒子数的自适应选择研究始于文献[6], 提出基于 KL 距离 (Kullback Leibler Distance, KLD) 抽样自适应调整粒子数目。在粒子数自适应方面, 利用分解 KLD 实现对粒子数的选取^[7], 结合运动信息来自适应调整粒子数^[8]等方法。在噪声参数自适应方面, 根据贝叶斯系数确定均值何方差^[9], 根据似然概率调整高斯噪声参数^[10], 利用候选模型与目标模型的相似度来调整噪声方差^[11]等。文献[12]提出了一种有效粒子数目的概念, 并提出了有效粒子数目的控制方法, 粒子滤波算法也用来计算特征标识点匹配^[13]。

本文在 PCL 点云库跟踪算法的基础上, 设计一种 3D 点云目标跟踪系统, 以目标的颜色和距离为特征, 计算跟踪算法中的粒子权值, 利用 KLD 抽样调整粒子数目, 通过实验分析距离阈值和小区域阈值等参数对跟踪性能的影响, 并给出自适应粒子滤波跟踪算法中参数的确定方法。

1 PCL 库中的实时目标跟踪方法

1.1 目标跟踪系统

PCL 库中的目标跟踪系统主要硬件是 Kinect, 由 Kinect 采集到一帧场景点云图, 先进行数据滤波预处理, 去除掉一些作业平台无关的点, 减少所需处理点集数量, 提高分割效率, 可以提高系统的实时性; 接着对滤波后的点云进行直通滤波, 去除目标区域以外的点云; 对直通滤波后的点云进行下采样滤波, 下采样滤波可以保持点云图形图像不变的情况下减少点云的数量, 提高系统实时性; 采用文献[14]提出的室内目标分割算法分割出目标, 通过滤波去除分割后的噪声点和离群点, 对得到的目标点云进行下采样滤波处理; 把得到的目标点云作为自适应粒子滤波算法的参考点云, 设置滤波器跟踪参数, 实现对目标的跟踪。基于 Kinect 的目标跟踪系统框架如图 1 所示。

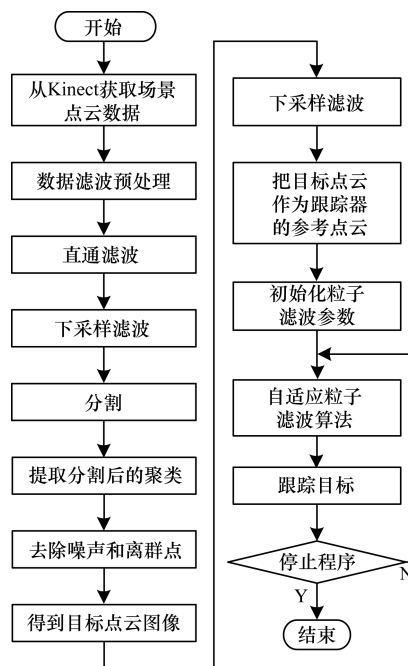


图 1 目标跟踪系统

1.2 PCL 库中目标跟踪算法

传统的粒子滤波算法中带权粒子随机分布在状态空间, 缺乏对场景变化的自适应性。2001 年, 文献[6]对粒子的采样方法做出改进, 采样基于 KLD 抽样来计算下一帧粒子的权值和分布状况。

KLD 自适应粒子滤波算法在滤波过程中粒子数可以根据过程噪声方差大小进行调整, 通过控制滤波过程中的粒子数来降低滤波的时间复杂度。

2012 年, 文献[15]把该算法写进 PCL 库中, 使用时只需要调用 PCL 库中的跟踪类就可以实现基本的目标跟踪。PCL 库中的自适应粒子跟踪算法流程:

步骤 1 初始化。

步骤 2 在上一时刻的粒子集合中根据权重对粒子进行抽样; 利用状态转移概率和抽样得到的元素计算当前时刻粒子; 将新抽样的粒子添加到集合中。

步骤 3 计算所有粒子的权值之和。

步骤 4 将所有的粒子权值归一化。

步骤 5 返回当前时刻的粒子及其权值。

KLD 自适应粒子滤波算法实现很简单, 其中, 输入参数为 $t-1$ 时刻的粒子及其权值, 即 $S_{t-1} = \{ \langle x_{t-1}^i, w_{t-1}^i \rangle \mid i=1, 2, \dots, n \}$; z_t 表示 t 时刻的观测值; δ 表示距离抽样时的概率阈值; ε 表示距离阈值;

Δ 表示设置的小区域阈值。输出参数为 t 时刻的粒子及其权值 S_t 。

从上面的推导过程中可知, 抽样数 $n = \lceil 1/(2\varepsilon) \rceil \chi^2_{k-1, 1-\delta}$ 。为了简化计算, 可以采用 Wilson-Hilferty 变换进行近似, 即:

$$n = \frac{1}{2\varepsilon} \chi^2_{k-1, 1-\delta} \approx \frac{k-1}{2\varepsilon} \left\{ 1 - \frac{2}{9(k-1)} + \sqrt{\frac{2}{9(k-1)}} z_{1-\delta} \right\}^3 \quad (1)$$

其中, $z_{1-\delta}$ 是标准正态分布 $N(0, 1)$ $1-\delta$ 分位数的上界。由式(1)可知, 第 t 步滤波所需要的粒子数与 ε 成反比, 与小区域阈值 Δ 成正比。

上面讲述了距离阈值与小区域阈值对采样粒子数目的影响, 而在实际程序中, 除了这 2 个参数, 还有下采样滤波参数、最大粒子数目等参数的影响, 下面通过实验讨论每个参数对跟踪性能的影响。

2 参数对跟踪性能的影响

2.1 下采样参数的影响

下采样滤波可以在保持点云形状和空间结构信息不变的情况下, 通过下采样滤波, 可以有效降低计算成本, 提高处理速度, 改善系统实时性。通过设置不同的叶子尺寸值, 可以得到不同的滤波效果。下采样滤波尺寸直接影响到输入参考模型的点云数目, 从而影响跟踪精度。

本文以直径为 100 mm 的白色圆形泡沫球为实验对象, 取概率阈值 δ 为 0.99, 小区域阈值 $\Delta = [0.1, 0.1, 0.1, 0.1, 0.1, 0.1]$, 距离阈值 ε 为 0.25, 最大粒子数目设置为 1 000, 改变采用半径, 并 Δ 同时记录下每个采样半径对应的跟踪误差和跟踪时间, 如图 2、图 3 所示, 下采样滤波的叶子尺寸越大, 采样后得到的点云数目越少, 跟踪误差越大, 跟踪精度越小。

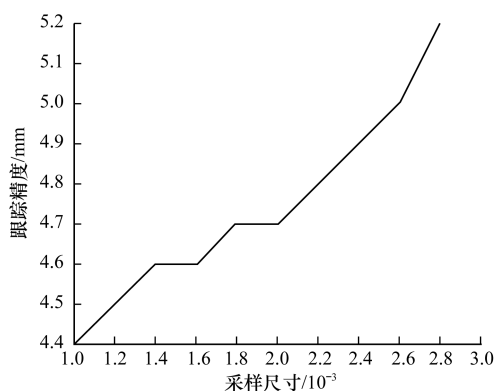


图2 采样尺寸对跟踪精度的影响

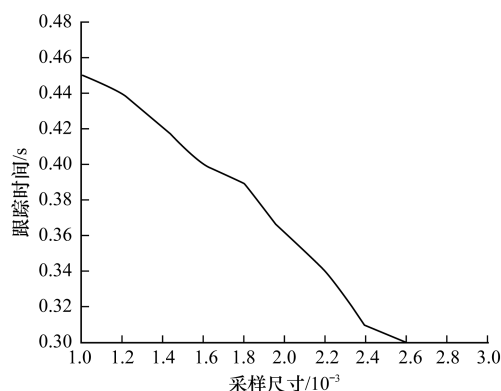


图3 采样尺寸对跟踪时间的影响

2.2 最大粒子数目的影响

在跟踪过程中, 需要设置最大粒子数目, 最大粒子数目可以限定跟踪过程中粒子数目变化的最大值, 保证系统的实时性。以直径为 100 mm 的白色圆形泡沫球为实验对象, 取概率阈值 δ 为 0.99, 小区域阈值 $\Delta = [0.1, 0.1, 0.1, 0.1, 0.1, 0.1]$, 最大粒子数目分别设定为 1 000, 800 和 600, 跟踪精度随 ε 的变化值。最大粒子数目对跟踪精度的影响如图 4 所示, 从图 4 中可知, 当最大粒子数目确定时, ε 的取值在一个范围内时, 跟踪误差最小; 当 ε 的取值在该范围外时, 跟踪误差逐渐变大; 当最大粒子数目设置不同时, ε 的取值范围也不一样。

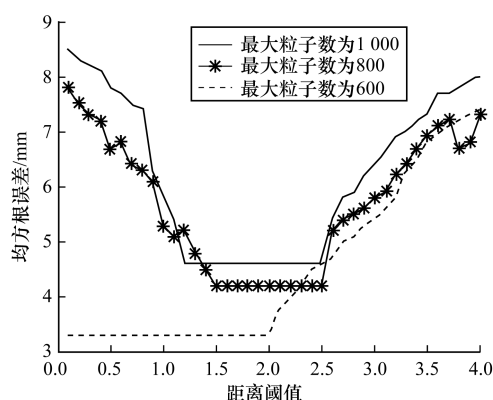


图4 最大粒子数目对均方根误差的影响

2.3 概率阈值的影响

参考文献[6]提出的利用 KLD 采样自适应粒子滤波算法, 本文对比 ε 和 δ 变化对采样粒子数目的影响, ε 和 δ 变化都会对采样的粒子数数目产生影响, 但是两者相比, ε 对采样粒子数目的影响较大, 本文建议的取值范围为 0.95 到 0.99。所以, 在本文实验中, 主要研究 ε 的变化与采样粒子数目的具体关系, δ 的取值为 0.99。

2.4 小区域阈值的影响

小区域阈值是影响跟踪时间的关键参数之一, 如图 5 所示, 对于一个固定的小区域阈值, 随着 ε 的逐渐增大, 采样的粒子数目逐渐减少, 跟踪时间变短; 对于不同的小区域阈值, 小区域阈值的值越大, 跟踪的时间越短; 从图 5 中可以看出, 尽管 ε 和 Δ 对跟踪的时间都有影响, 但是 Δ 对跟踪时间的影响更大。

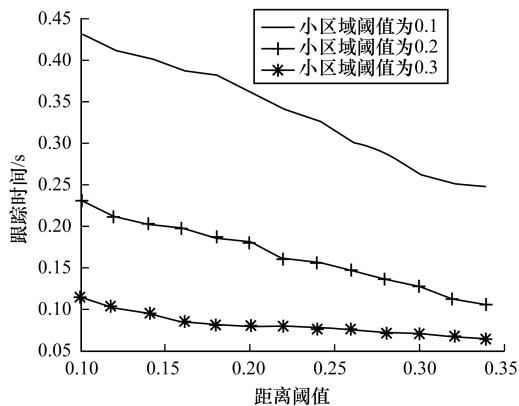


图 5 距离阈值的变化对跟踪时间的影响

2.5 距离阈值的影响

在实验过程中, 实验对象是只有直径不同的白色圆形球, 如图 6 所示, 从左到右分别为 1 号 ~ 6 号模型, 排除了形状、颜色等变量对跟踪精度和跟踪时间的影响。

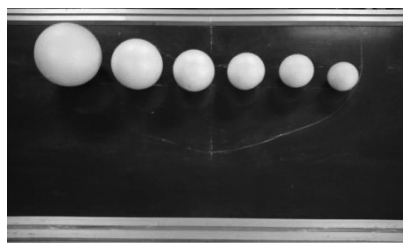


图 6 实验小球示意图

最后得到的实验结果如表 1 所示。在实验过程中, 目标被分为 6 个尺寸, 第 3 列点云数目表示分割出来的目标经过下采样滤波后的点云数目, 也就是跟踪器的输入参考点云数目, 第 4 列 Δ 表示小区域阈值的设置, 第 5 列表示 ε 的取值范围, 第 6 列为最大粒子数目。由于 ε 越大, 采样粒子数目变小, 采样时间短, 因此后面几列表示为了保证跟踪精度, 取最大的 ε 时, 平均粒子数目、跟踪精度和跟踪时间的取值。

表 1 跟踪精度与跟踪时间实验结果对比

目标编号	直径/mm	点云数目	小区域阈值	距离阈值 取值范围	最大粒子 数目	距离阈值 最优取值	跟踪精度 /m	跟踪时间 /s
1	150	3 358	(0.2,0.2,0.2,0.2,0.2,0.2)	0.12 ~ 0.18	1 000	0.18	0.013 5	0.102
2	120	2 140	(0.1,0.1,0.1,0.1,0.1,0.1)	0.2 ~ 0.24	1 000	0.24	0.007 5	0.718
3	100	1 688	(0.1,0.1,0.1,0.1,0.1,0.1)	0.12 ~ 0.25	1 000	0.25	0.004 6	0.631
3	100	1 688	(0.1,0.1,0.1,0.1,0.1,0.1)	0.15 ~ 0.25	800	0.25	0.004 2	0.604
3	100	1 688	(0.1,0.1,0.1,0.1,0.1,0.1)	0.01 ~ 0.2	600	0.20	0.003 3	0.622
4	90	1 336	(0.1,0.1,0.1,0.1,0.1,0.1)	0.1 ~ 0.2	1 000	0.20	0.002 4	0.496
5	80	993	(0.1,0.1,0.1,0.1,0.1,0.1)	0.002 ~ 0.32	1 000	0.32	0.002 8	0.112
5	80	993	(0.1,0.1,0.1,0.1,0.1,0.1)	0.002 ~ 0.25	800	0.25	0.002 0	0.356
5	80	993	(0.1,0.1,0.1,0.1,0.1,0.1)	0.002 ~ 0.25	600	0.25	0.002 1	0.337
6	70	742	(0.1,0.1,0.1,0.1,0.1,0.1)	0.08 ~ 0.28	1 000	0.28	0.003 1	0.288
6	70	742	(0.1,0.1,0.1,0.1,0.1,0.1)	0.05 ~ 0.3	800	0.30	0.003 5	0.235
6	70	742	(0.1,0.1,0.1,0.1,0.1,0.1)	0.01 ~ 0.4	600	0.40	0.003 4	0.076

由表 1 可知, 距离阈值受到小区域阈值、最大粒子数目等参数设置的影响, 小区域阈值设置不合适, 会导致目标跟踪失败; 当小区域阈值设置合适后, 最大粒子数目的取值不同, 距离阈值的取值也不同, 可见参数的设置有一定的顺序。

3 参数自适应粒子滤波算法中参数设置方法

通过大量实验研究了下采样滤波尺寸、最大粒子数目、概率阈值、小区域阈值和距离阈值对跟踪精度和跟踪时间的影响, 在大量的实验过程中, 总结出参数设置的方法和步骤, 以及小区域阈值和距离阈

值设置的最佳公式, 但是该关系式只针对球形或近似球形的物体且物体尺寸在 100 mm × 100 mm × 100 mm 内有效, 不适用其他形状不规则的物体。

先确定下采样滤波算法的尺寸, 下采样滤波尺寸能影响输入参考模型的点云数目, 采用尺寸越大, 采样后得到的点云越少, 表示参考模型信息越少, 会导致跟踪精度降低, 但是能减少跟踪时间。所以, 在设置该参数时, 需要权衡跟踪精度与跟踪时间 2 个方面, 选择合适的下采样滤波尺寸。

确定下采样滤波尺寸后, 输入参考模型的点云数目随之确定。接着确定最大粒子数目的值, 最大

粒子数目可以限制跟踪过程中的粒子数目的最大值,保证系统的实时性。

当上面 2 个参数确定后,接着确定概率阈值,相对于小区域阈值和距离阈值,概率阈值对跟踪精度和跟踪时间的影响比较小,一般设置在 0.95 和 0.99 之间,本文设置概率阈值为 0.99。

小区域阈值对跟踪时间有决定性的作用,可以确定跟踪时间的数量级,小区域阈值的大小与参考模型输入点云数目有关,输入点云数目越大,小区域阈值越大。

只有设置合适的小区域阈值后,接下来设置距离阈值才有意义。距离阈值可以调整跟踪的精度,但是只能对跟踪时间的作微小的调整,距离阈值在一定范围类时,跟踪精度大致相似,此时,通常取距离阈值的最大值,使得跟踪时间最短。

4 实验结果与分析

本文的实验平台如图 7 所示,为微软 Kinect 传感器,可远程遥控且速度可调的皮带机,Intel Corei7-

4700HQ 处理器,8 GB 内存 Ubuntu 12.0.4 32 位系统的笔记本,开发环境:开源点云库 PCL 1.7.1,第三方库:Boost,Eigen,FLANN,VTK,OpenNI 等。



图 7 实验平台

4.1 实验验证

为了保证所提出得距离阈值 ε 随着目标大小变化的经验公式的有效性,对下列形状规则的物体进行了测试:苹果,橘子,桃子,甜柿椒,柠檬,人参果,猕猴桃。在皮带机运动速度为 20 m/s 时,跟踪效果如图 8 所示,实验结果表明,基于点云库的 3D 目标跟踪系统能完成跟踪任务。

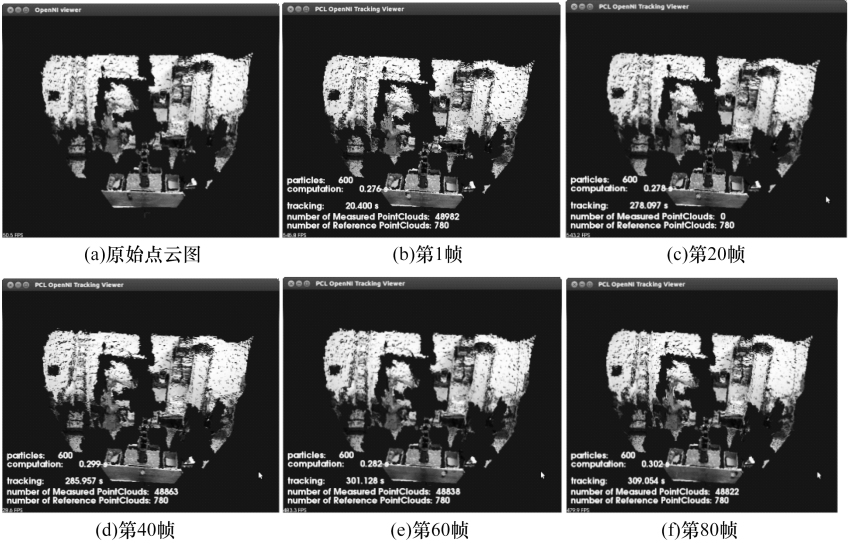


图 8 跟踪结果示意图

4.2 实验结果比较

如表 2 所示,比较了 PCL 库中的跟踪算法与改进算法在皮带机的运行速度为 20 mm/s,25 mm/s,

30 mm/s 时的跟踪精度,从实验中可知,改进的算法在皮带机运动速度较大时,跟踪精度更高,且更能满足实时性要求。

表 2 不同运行速度下 2 种算法跟踪精度比较

跟踪物	m					
	运行速度为 20 mm/s		运行速度为 25 mm/s		运行速度为 30 mm/s	
	改进算法	PCL_Tracking 算法	改进算法	PCL_Tracking 算法	改进算法	PCL_Tracking 算法
大苹果	0.007 5	0.007 6	0.008 2	0.009 0	0.008 7	0.010 4
桃子	0.003 7	0.003 7	0.004 5	0.006 7	0.005 4	0.009 3
甜柿椒	0.002 4	0.002 6	0.002 8	0.004 6	0.003 4	0.006 8
小苹果	0.004 3	0.004 8	0.005 4	0.006 8	0.006 1	0.009 3
小柠檬	0.001 3	0.001 5	0.002 1	0.003 5	0.002 7	0.005 8
人参果	0.002 2	0.002 4	0.003 0	0.004 5	0.003 8	0.006 9
猕猴桃	0.003 1	0.003 6	0.003 9	0.005 2	0.004 7	0.007 8
小黄瓜	0.002 0	0.002 2	0.002 8	0.004 2	0.003 7	0.006 8
圆茄子	0.003 3	0.003 4	0.004 0	0.005 8	0.004 4	0.008 3

5 结束语

本文提出一种 PCL 环境下粒子滤波目标跟踪算法。给出 KLD 自适应粒子滤波算法中参数设置的方法, 指出了参数设置的正确顺序和规律。实验结果表明, 该算法具有较高的跟踪精度和跟踪效率。由于只实现单目标跟踪, 根据课题要求, 今后将在这些参数设置规律的基础上, 实现多目标跟踪。

参考文献

- [1] 侯志强, 韩崇昭. 视觉跟踪技术综述[J]. 自动化学报, 2006, 32(4): 603-617.
- [2] 张雪华, 刘华平, 孙富春, 等. 采用 Kinect 的移动机器人目标跟踪[J]. 智能系统学报, 2014, 9(1): 34-39.
- [3] 朱德海. 点云库 PCL 学习教程[M]. 北京: 北京航空航天大学出版社, 2012.
- [4] COMANICIU D, RAMESH V, MEER P. Kernel-based Object Tracking [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2003, 25(5): 564-577.
- [5] ZIMMERMANN K, MATAS J, SVOBODA T. Tracking by an Optimal Sequence of Linear Predictors[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2009, 31(4): 677-692.
- [6] FOX D. KLD-sampling: Adaptive Particle Filters[C]//Proceedings of Advances in Neural Information Processing Systems. Seattle, USA: MIT Press, 2002: 713-720.
- [7] SRTAKA O, IMANDL M. Adaptive Particle Filter with Fixed Empirical Density Quality [C]//Proceedings of the 17th Teiennial World Congress of International Federation of Automatic Control. Seoul, Korea: French Automatic Control Community, 2008: 6484-6489.
- [8] 常发亮, 马丽, 刘增晓, 等. 复杂环境下基于自适应粒子滤波器的目标跟踪[J]. 电子学报, 2006, 34(12): 2150-2153.
- [9] 查宇飞, 毕笃彦. 一种基于粒子滤波的自适应运动目标跟踪方法[J]. 电子与信息学报, 2007, 29(1): 92-95.
- [10] CHEN Feng, WANG Qing, WANG Song, et al. Object Tracking via Appearance Modeling and Sparse Representation[J]. Image and Vision Computing, 2011, 29(11): 787-796.
- [11] PATI Y C, REZAIIFAR R, KRISHNAPRASAD P S. Orthogonal Matching Pursuit: Recursive Function Approximation with Applications to Wavelet Decomposition[C]//Proceedings of the 27th Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers. Washington D. C., USA: IEEE Press, 1993: 40-44.
- [12] 文志强, 朱艳辉, 彭召意. 粒子滤波目标跟踪中的有效粒子数控制方法[J]. 控制与决策, 2013, 28(9): 1349-1354.
- [13] 李晓捷, 李光旭. 基于粒子滤波器算法的特征标记点匹配[J]. 计算机工程, 2016, 42(2): 249-253, 265.
- [14] RICHTSFELD A, MÖRWALD T, PRANKL J, et al. Segmentation of Unknown Objects in Indoor Environments [C]//Proceedings of IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots & Systems. Vilamoura, Portugal: Intelligent Robots and Systems, 2012: 4791-4796.
- [15] ROYHEI U. TRACKING OBJECT in Real Time[EB/OL]. (2010-11-21). <http://pointclouds.org/documentation/tutorials/Tracking.php>.

编辑 刘冰

(上接第303页)

- [7] HONG Wei-chiang, LAI Chien-yuan, HUNG Wei-mou, et al. Electric Load Forecasting by SVR with Chaotic Ant Swarm Optimization [C]//Proceedings of Cybernetics and Intelligent Systems. Washington D. C., USA: IEEE Conference Publications, 2010: 102-107.
- [8] ZHENG Xiaoxia. Electric Load Forecasting Using Bayesian Least Squares Support Vector Machine[C]//Proceedings of the 6th International Conference on Natural Computation. Washington D. C., USA: IEEE Conference Publications, 2010: 880-883.
- [9] LI Han, HAN Xueshan, HUA Jian, et al. A Hybrid Approach of Ultra-short Term Multinodeload Forecasting[C]//Proceedings of International Power Engineering Conference. Washington D. C., USA: IEEE Conference Publications, 2007: 1321-1326.
- [10] 谭艳峰, 贾振红, 覃锡忠, 等. SA-SVR 在移动通信话务量预测中的应用[J]. 计算机工程, 2010, 36(22): 195-196.
- [11] 韩锐, 贾振红, 覃锡忠, 等. 基于 SVR 与微分进化策略的话务量预测[J]. 计算机工程, 2011, 37(2): 178-182.
- [12] 王琳, 张赞, 彭文辉, 等. 基于人工蜂群优化的支持向量回归预测方法[J]. 系统工程与电子技术, 2014, 36(2): 326-330.
- [13] 梁颖, 方瑞明. 基于 SCADA 和支持向量回归的风电机组状态在线评估方法[J]. 电力系统自动化, 2013, 37(14): 7-12.
- [14] 黄磊, 舒杰, 姜桂秀, 等. 基于多维时间序列局部支持向量回归的微网光伏发电预测[J]. 电力系统自动化, 2014, 38(5): 19-23.
- [15] 彭建春, 李春晖, 祁学红, 等. 基于快速独立成分分析和支持向量回归的混合馈线线损估算[J]. 电力系统保护与控制, 2012, 40(3): 51-55.
- [16] 马进, 贺仁睦, 周彦军. 负荷模型泛化能力的研究[J]. 中国电机工程学报, 2006, 26(21): 29-35.
- [17] SAHAY K B, TRIPATHI M M. Day Ahead Hourly Load Forecast of PJM Electricity Market and ISO New England Market by Using Artificial Neural Network [C]//Proceedings of Innovative Smart Grid Technologies Conference. Washington D. C., USA: IEEE Conference Publications, 2013: 1-5.
- [18] 王保义, 赵硕, 张少敏. 基于云计算和极限学习机的分布式电力负荷预测算法[J]. 电网技术, 2014, 38(2): 526-531.
- [19] 王德文, 孙志伟. 电力用户侧大数据分析并行负荷预测[J]. 中国电机工程学报, 2015, 35(3): 527-537.
- [20] 万昆, 柳瑞禹. 区间时间序列向量自回归模型在短期电力负荷预测中的应用[J]. 电网技术, 2012, 36(11): 77-81.

编辑 刘冰