

基于三维面阵激光成像系统的目标跟踪算法研究

翟亚宇, 郝光耀, 徐雅丽, 刘玉奇

(中国船舶集团有限公司 综合技术经济研究院, 北京 100081)

摘要: 针对现有的 RGB 目标跟踪算法难以有效应对光线变化、尺度变化、遮挡等问题, 文章提出了一种基于三维面阵激光成像系统的感知遮挡相关粒子滤波目标跟踪算法; 首先提出基于 Depth 深度数据及其 HOG 特征的目标遮挡判断机制, 然后融合相关最大似然估计粒子滤波算法形成目标预测-跟踪-校准-再检测的跟踪机制; 与现有的目标跟踪算法进行对比实验的结果表明, 基于三维面阵激光成像系统的感知遮挡相关粒子滤波目标跟踪算法可以很好地检测目标遮挡并进行目标跟踪, 降低了光线变化带来的影响, 在目标预测-跟踪-校准-再检测方面, 计算量较小, 实时性较好, 精确度达到 85.7%。

关键词: 面阵激光成像系统 感知遮挡 相关最大似然估计粒子滤波 目标跟踪

Research on Target Tracking Algorithm Based on Three-dimensional Array Laser Imaging System

ZHAI Yayu, HAO Guangyao, XU Yali, LIU Yuqi

(China Institute of Marine Technology and Economy, Beijing 100081, China)

Abstract: It is difficult for existing RGB target tracking algorithms to effectively cope with illumination changing and target occlusion, a sensing occlusion correlation particle filter target tracking algorithm based on three dimensional array laser imaging system is proposed. Firstly, the target occlusion judging mechanism based on depth information and histogram of oriented gradient (HOG) feature is presented. Then, the correlation maximum likelihood estimation particle filter algorithm is fused to form the target prediction-tracking-calibration-redetection tracking mechanism. Experimental results show that compared with existing tracking algorithms, the sensing occlusion correlation particle filter target tracking algorithm based on three dimensional array laser imaging system can well detect the target occlusion and target tracking, reduce the impact of illumination changing, and it has the advantages of the less calculation and better real-time performance in the target prediction-tracking-calibration-redetection, with a accuracy of 85.7%.

Keywords: array laser imaging system; sensing occlusion; correlation maximum likelihood estimation particle filter; target tracking

0 引言

目标跟踪是在连续的图像或视频中, 自动定位目标位置, 并实时记录目标运动过程。目前, 目标跟踪技术已经在无人平台、智能交通、智能安防等领域广泛应用。

在动态环境中对运动目标进行实时、鲁棒的跟踪是目标跟踪重要的组成部分。虽然经过多年的发展, 特别是近几年计算机设备操作能力和存储能力的提高, 以及机器学习的引入, 目标追踪技术已经有了明显的提高, 但是在面对光线变化、尺度变化、快速移动、遮挡等复杂场景的时候, 现有的目标追踪技术仍然不适用。

目标追踪系统的目标追踪方法主要是建立在目标追踪模型的基础上, 按照所使用的统计学习方法和生成的统计模型的形式, 可以将目标追踪算法分为两种: 1) 生成式模型目标追踪, 2) 鉴别式模型目标追踪。生成式模型目标追踪方法主要包括 Meanshift^[1-2]、Kalman Filter^[3-5] 基于特征

点的光流算法^[6]以及 Particle Filter^[7-12]等, 具有快速计算或有处理遮挡问题或有可以处理非线性系统的优点, 但存在鲁棒性、准确度不高等问题。不同于产生式模型的方法, 鉴别式模型目标跟踪包括 TLD^[13]、Struck^[14]、Boosting^[15-16]、支持向量机 (SVM)^[17]、相关滤波^[18-26]等, 具有准确度高、鲁棒性高等优点, 但是在目标跟踪过程中出现遮挡后, 由于它们的检测模板被遮挡物体影响而错误更新, 最终造成了后续目标的跟踪失败。

针对光线变化、遮挡等问题, 国内外众多科研机构进行了大量研究, L_1 最小化粒子滤波器^[27]理论上说可以解决部分遮挡或全部遮挡的情况, 但是 Kwak 等人^[28]通过实际验证, 得出该算法实际效果不好, 主要原因是该方法没有充分考虑模板更新、相似度计算问题。Meshgi 等人^[29]提出了一种改进的粒子滤波方法, 其通过扩大搜索区域来寻找被遮挡目标来重新追踪, 可以在一定情况下感知遮挡, 但这种方法对检索目标的区域要求较大, 从而导致速度慢;

收稿日期: 2023-07-26; 修回日期: 2023-08-30。

作者简介: 翟亚宇(1990-), 男, 博士, 高级工程师。

引用格式: 翟亚宇, 郝光耀, 徐雅丽, 等. 基于三维面阵激光成像系统的目标跟踪算法研究[J]. 计算机测量与控制, 2024, 32(8): 236-242, 249.

核相关滤波跟踪算法 (KCF)^[21] 通过循环矩阵收集目标周围区域的样本, 采用脊回归方法学习一种判别式目标分类器, 实现目标定位。该方法将矩阵的运算转换为元素点乘运算, 使得运算量大幅下降, 但是该算法无法应对目标遮挡问题。

针对上述问题, 本文基于三维面阵激光成像系统 (通过主动发射激光来测量目标的深度信息, 可以极大的降低不同光照强度的影响), 提出一种可感知遮挡的相关粒子滤波目标跟踪算法。

该算法的主要贡献包括: 1) 以 Depth 深度数据及其 HOG 特征为基础, 提出目标遮挡判断机制, 其采用改进的核相关滤波方法, 将 Depth 深度数据、Depth 深度数据 HOG 特征进行整合, 实现对目标遮挡的准确判断; 2) 将相关的最大似然估计粒子滤波算法在 KCF 的基础上进行融合, 形成目标跟踪机制, 进行预测—跟踪—校准—再检测。正常状态下采用核相关滤波器对目标进行跟踪, 同时结合核相关滤波器采用最大似然估计的粒子滤波算法对目标进行预测与校准; 如果在目标跟踪过程中发生了遮挡, 停止目标模型更新并在最大似然估计粒子滤波预测的目标位置周围通过核相关滤波器检索原始模型的相关最大值完成对遮挡后目标的快速重新检索。与现有的目标跟踪算法进行对比实验的结果表明, 基于三维面阵激光成像系统的感知遮挡相关粒子滤波目标跟踪算法可以很好地检测目标遮挡并进行目标跟踪, 降低了光线变化带来的影响, 在目标预测—跟踪—校准—再检测方面, 计算量更小, 实时性更好, 准确度更高。

1 相关滤波和粒子滤波

1.1 相关滤波方法

基于相关滤波方法的目标跟踪原理为: 训练需要追踪的目标图像, 得到相关滤波器, 将其与下一幅图像中的图像块进行相关操作, 相关响应值最大的图像块即为目标区域。

2010 年, Bolme 等人提出了一种相关滤波方法 (MOSSE), 具体原理为: 输入图像用 f 表示, 滤波模板用 h 表示, 输出响应用 g 表示, 则相关滤波如式 (1) 所示:

$$g = f \otimes h \quad (1)$$

从式 (1) 可以看出, 响应输出 g 越高, 要求滤波模板 h 越准确。式 (1) 是通过卷积的方式进行计算, 计算时间长, 为了提高运算速度, 对式 (1) 进行快速傅里叶变换, 如式 (2) 所示:

$$F(g) = F(f \otimes h) = F(f) \odot F(h)^* \quad (2)$$

为了方便描述, 式 (2) 可写成:

$$\begin{aligned} G &= F \odot H^* \\ H^* &= \frac{G}{F} \end{aligned} \quad (3)$$

H^* 为要求的滤波模板。为了应对目标的外观变化, Bolme 等人将多个目标图像作为参考样本, 提出了 MOSSE 模型, 其公式为:

$$\min_{H^*} = \sum_{i=1}^m |H^* \odot F_i - G_i|^2 \quad (4)$$

利用卷积定理, 对 H^* 进行求解可得:

$$H^* = \frac{\sum_{i=1}^m F_i \odot G_i^*}{\sum_{i=1}^m F_i \odot F_i^*} \quad (5)$$

这时可以利用所求滤波模板进行目标追踪, 将输入的图像与所求滤波模板进行相关操作, 得到多个响应数据, 其中对应最大响应值的位置, 也就是所要追踪的目标预测位置, 依次循环, 就能达成目标追踪。

1.2 粒子滤波方法

粒子滤波法是以 Montcallo 为基础, 利用粒子集、样本集的近似概率分布来解决非高斯, 非线性系统问题的一种方法。

在目标跟踪过程中, 假设 $p(x_0)$ 为当前状态的先验条件概率, 利用 $\{x_{0:k}^i, \omega_k^i\}_{i=1}^N$ 描述目标当前状态 x_k 的后验概率分布 $p(x_{0:k} | z_{1:k})$, 其中, $\{x_{0:k}^i, i = 0, 1, \dots, N\}$ 为权值 ω_k^i 的粒子集合, $x_{0:k} = \{x_j, j = 0, 1, \dots, k\}$ 为状态集合 ($0 \sim k$ 时刻), 通过加权可得:

$$p(x_{0:k} | z_{1:k}) \approx \sum_{i=1}^N \omega_k^i \delta(x_{0:k} - x_{0:k}^i) \quad (6)$$

通过 $q(x_{0:k} | z_{1:k})$ (重要密度函数) 产生 $\{x_{0:k}^i\}_{i=1}^N$ (粒子集合), 则权值为:

$$\omega_k^i \propto \frac{p(x_{0:k}^i | z_{1:k})}{q(x_{0:k}^i | z_{1:k})} \quad (7)$$

如果重要密度函数可以分解为:

$$q(x_{0:k} | z_{1:k}) = q(x_k | x_{0:k-1}, z_{1:k}) q(x_{0:k-1} | z_{1:k-1}) \quad (8)$$

式 (8) 表示通过 $q(x_k | x_{0:k-1}, z_{1:k})$ 得到粒子集 $\{x_k^i\}_{i=1}^N$ 和 $q(x_{0:k-1} | z_{1:k-1})$ 得到粒子集 $\{x_{0:k-1}^i\}_{i=1}^N$, 合成粒子集 $\{x_{0:k}^i\}_{i=1}^N$, 联立可得权值为:

$$\omega_k^i \propto \omega_{k-1}^i \frac{p(z_k | x_k^i) p(x_k^i | x_{k-1}^i)}{q(x_k^i | x_{k-1}^i, z_k)} \quad (9)$$

将 $q(x_{0:k} | z_{1:k})$ 用先验概率密度表示, 则:

$$q(x_k^i | x_{k-1}^i, z_k) = p(x_k^i | x_{k-1}^i) \quad (10)$$

将式 (10) 代入式 (9), 得到:

$$\omega_k^i \propto \omega_{k-1}^i p(z_k | x_k^i) \quad (11)$$

权值归一化后为:

$$\omega_k^i = \frac{\omega_{k-1}^i p(z_k | x_k^i)}{\sum_{i=1}^N \omega_{k-1}^i p(z_k | x_k^i)} \quad (12)$$

则后验概率密度为:

$$p(x_k | z_{1:k}) \approx \sum_{i=1}^N \omega_k^i \delta(x_k - x_k^i) \quad (13)$$

当 N 趋于无限大时, 式 (13) 可表示为实际后验概率。

在实际应用过程中, ① $\{x_{0:k}^i\}_{i=1}^N$ (粒子群) 产生于 $p(x_0)$ (先验条件概率), 对应的粒子权值为 $1/N$; ② 通过式 (11) 和式 (12) 对粒子权重进行更新并归一化, 目标位置估计通过式 $\hat{x} \approx \sum_{i=1}^N \omega_k^i x_k^i$ 得出; ③ 粒子的权重通过衡量阈值 N_{eff}

$= \frac{1}{\sum_{i=1}^N (\omega'_k)^2}$ 进行重采样；④通过状态转移方程对未知参数进行预测；⑤在后续时刻进行目标重复检索。

2 改进方法

在目标跟踪过程中，由于面对的多数是非线性、非高斯的复杂问题，其对跟踪准确性、鲁棒性、速度提出了较高要求。粒子滤波方法利用粒子集、样本集近似概率分布，适用于通过选择权重最大的粒子或粒子集的加权平均来预测每帧中目标的位置，来解决非高斯和非线性系统的问题，同时可以建模非线性变量参数，可以处理一定程度的目标遮挡问题，但实现准确预测需要大量的粒子数量，效率较低；核相关滤波跟踪算法（KCF）通过循环矩阵采集目标周边区域的样本，采用脊回归的方法学习一种实现新图像目标定位的判别式目标分类器，此方法将矩阵的运算转换为元素点乘运算，使得运算量大幅下降，但并未解决目标遮挡的问题。

针对上述问题，本文提出：1) 以深度信息及其 HOG 特性为基础，实现对目标遮蔽的精确判断的目标遮蔽判断机制；2) 将相关的最大似然估计粒子滤波算法在 KCF 的基础上进行融合，形成目标跟踪机制，进行预测—追踪—校准—再检测，以达到目标的稳健性跟踪。

2.1 基于 Depth 深度数据及其 HOG 特征的目标遮挡判断机制

如何准确判断遮挡，是解决目标遮挡问题的首要任务，本文通过分析 Depth 深度数据、Depth 深度数据 HOG 特性，融入核相关滤波方法以改善核相关滤波方法，从而准确判断目标遮挡。

核相关滤波跟踪算法（KCF）的主要原理是通过循环矩阵收集目标周围区域的样本，采用脊回归方法学习一种判别式目标分类器，实现目标定位。首先，给定训练图像集 $\{(x_i, R_i) | i = 1, \dots, m\}$, x_i 为图像块特征，通过核函数 $\kappa(x_1, x_2)$ 对其进行映射，表示为 $\varphi(x)$, R_i 为样本标签， λ 记为正则化系数， ω 记为岭回归模型参数，则可用总残差最小的回归函数 $f(x) = \langle \omega, \varphi(x) \rangle$ 表示目标训练的过程，岭回归的问题则可表示为：

$$\min_{\omega} \sum_{i=1}^m [f(x_i) - R_i]^2 + \lambda \|\omega\|^2 \quad (14)$$

根据表示定理，可以得到 $\omega = \sum_{i=1}^m \alpha_i \varphi(x_i)$, 其中 α_i 为相关系数，代入式 (14)，求导可得：

$$\alpha = (\mathbf{K} + \lambda \mathbf{I})^{-1} \mathbf{R} \quad (15)$$

其中： α 和 \mathbf{R} 分别为 α_i 和 R_i 组成的向量， \mathbf{I} 和 \mathbf{K} 分别为单位矩阵和核矩阵，且 \mathbf{K} 满足 $K_{ij} = \kappa(x_1, x_2)$ 。

参数 α 通过对图像样本集训练得到，在对当前图像进行检测时，对图像块 z 的回归函数响应 $f(z)$ 可表示为：

$$f(z) = \langle \omega, \varphi(z) \rangle = \left[\sum_{i=1}^m \alpha_i \varphi(x_i) \right]^T \varphi(z) = \sum_{i=1}^m \alpha_i \kappa(x_i, z) \quad (16)$$

通过高斯核函数计算：

$$\kappa(x_i, x_j) = \exp\left(-\frac{1}{\sigma^2} \|x_i - x_j\|^2\right) \quad (17)$$

此外，可以将循环矩阵和式 (15) 联立，快速计算得到回归系数：

$$\hat{\alpha} = \frac{\hat{R}}{\hat{k}^{xx} + \lambda} \quad (18)$$

式中，符号 \wedge 表示离散傅里叶变换，将循环矩阵联立式 (16)，可快速计算图像块 z 的回归响应：

$$\hat{f}(z) = \text{diag}(\hat{k}^{xz}) \hat{\alpha} \Leftrightarrow f(z) = F^{-1}(\text{diag}(\hat{k}^{xz}) \hat{\alpha}) \quad (19)$$

$f(z_i)$ 取得最大值时的 z_i 代表了被跟踪目标的检测位置。

为了准确检测目标遮挡，本文整合深度信息及其 HOG 特征，将其融入式 (19) 得到新的回归响应：

$$f(z) = F^{-1}(\text{diag}(\hat{k}^{xz}) \hat{\alpha}) - \epsilon |d_i - d_p| \quad (\notin d = 0) \quad (20)$$

其中： X 为训练图块的深度 HOG 值， Z 为待检测图块的深度 HOG 值， ϵ 是深度图像中深度均值差的比例系数， d_i 和 d_p 分别为前一幅图块和待检测图块深度信息的均值，当 $f(z)$ 值小于 $\min Fz$ 时，代表遮挡出现。

2.2 融合相关最大似然估计粒子滤波算法的目标预测—跟踪—校准—再检测

原始的核相关滤波算法在追踪过程中是根据本帧图像与上一帧的目标图像的关联程度来获得目标在本帧图像中的位置，并不涉及目标的运动状态信息，当目标完全被遮挡时会失去目标，从而影响到追踪效果。因此，本文提出一种融合相关最大似然估计粒子滤波的目标跟踪算法，正常状态下采用核相关滤波器对目标进行跟踪，同时结合核相关滤波器采用最大似然估计的粒子滤波算法对目标进行预测与校准；如果在目标跟踪过程中发生了遮挡，停止目标模型更新并在最大似然估计粒子滤波预测的目标位置周围通过核相关滤波器检索原始模型的相关最大值完成对遮挡后目标的重新检索。其具体实现过程如下：

2.2.1 初始化阶段

作为一种生成式跟踪方法，以粒子滤波为基础的目标跟踪方法首先需要初始化。在第一幅图像中人工标出待检测的目标，采用深度直方图对目标区域进行提取，作为目标特征，通过 SIS 采样建立初始样本集 $\left\{x_0^{(i)}, \frac{1}{N}\right\}_{i=1}^N$ 。

2.2.2 最大似然估计校准状态迁移过程

原始的粒子滤波状态转移方程为：

$$X_k = A \times X_{k-1} + B \times \epsilon_{k-1} \quad (21)$$

式 (21) 中， $B \times \epsilon_{k-1}$ 为噪声，为了准确地对目标位置进行预测，本文根据基于深度 HOG 特征的核相关滤波器检测到的目标实际状态和粒子滤波的预测状态重新得到状态转移方程：

$$Y_k = A \times X_{k-1} + N(0, \sigma^2) \quad (22)$$

目标状态（预测和实际）服从高斯分布，即 $Y_{1:k} \sim N(X_{1:k}, \sigma^2)$ ，根据最大似然估计可得：

$$l(\sigma | Y_{1:K}, X_{1:K}) = -\frac{K \ln(2\pi\sigma^2)}{2} - \frac{\sum_{k=1}^K (Y_k - X_k)^2}{2\sigma^2} \quad (23)$$

对式 (10) 求 σ^2 的偏导数, 并使偏导数为 0 可得:

$$\sigma^2 = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K (Y_k - X_k)^2 \quad (24)$$

为了应用于在线系统, 可得到 σ_{t+1}^2 与 σ_t^2 的递推关系如下:

$$\sigma_{t+1}^2 = \frac{k-1}{k} \sigma_t^2 + \frac{k-1}{k} (Y_k - X_k)^2 \quad (25)$$

最后根据式 (22) 和式 (25) 计算新的粒子 $\{x_k^{(i)}\}_{i=1}^N$ 的深度模板值。

2.2.3 更新粒子权重

为了评价待跟踪目标和新输入图像粒子区域之间的关系, 采用巴特查里亚 (Bhattacharyya) 距离对其相似性进行分析:

$$\rho[p, q] = \sum_{i=1}^N \sqrt{p^{(i)} q^{(i)}} \quad (26)$$

本文中目标深度直方图为 Q , 粒子区域的深度直方图为 p_y 。粒子权值更新公式为:

$$\omega_k^{(i)} = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} \exp\left(-\frac{1 - \rho[Q, p_y]}{2\sigma^2}\right) \quad (27)$$

对权值进行归一化处理:

$$\omega_k^{(i)} = \frac{\omega_k^{(i)}}{\sum_{i=1}^N \omega_k^{(i)}} \quad (28)$$

将 x_k 定义为待跟踪目标在 k 时刻最可能出现的位置, 本文通过所有粒子的加权平均值进行计算:

$$x_k = \sum_{i=1}^N x_k^{(i)} \omega_k^{(i)} \quad (29)$$

2.2.4 更新目标状态

通过最新的粒子集及其权重 $x_k = \sum_{i=1}^N x_k^{(i)} \omega_k^{(i)}$ 计算 K 时刻目标的最新状态。

2.2.5 重采样

粒子滤波过程随着迭代次数增加, 权重会集中在少数粒子上, 引起判定误差, 且权重较小的粒子会占用更多的计算资源, 这是粒子滤波存在的一个重要问题。因此需要设置一个粒子权重的度量标准 $N_{\text{eff}} = \frac{1}{\sum_{i=1}^N (\omega_k^{(i)})^2}$, 当粒子权重

小于这个度量值时, 就对粒子进行重采样, 重采样后粒子的权重被分配为 $1/N$ 。

2.2.6 遮挡及再检测处理

当目标发生遮挡后, 停止目标模型更新, 在最大似然估计粒子滤波预测的目标位置周围通过改进的核相关滤波器检索原始模型的相关最大值完成对遮挡后目标的重新检索。根据前文阐述的核相关滤波器方法得到基于深度 HOG 特征核相关滤波器的回归响应函数:

$$f_c(z) = F^{-1}(\text{diag}(\hat{k}^z) \hat{\alpha}) - \epsilon' (d'_l - d'_p) \quad (30)$$

($\epsilon \neq d = 0$)

其中: \hat{k}^z 中 x, z 分别为目标图像块 (遮挡前的最后一帧) 和待检测图像块 (遮挡后的下一帧) 的深度 HOG 特征向量, α 为相关系数, ϵ' 是深度图像中深度均值差的比例系数, d'_l 为遮挡前的最后一帧图像块深度信息的均值, d'_p 为遮挡后的下一帧图像块深度信息的均值, 当遮挡前的最后一帧和遮挡后的下一帧图像块 $f_c(z)$ 差值小于 $\Delta f_c(z)$ 时即代表了被跟踪目标的位置。

3 实验结果

本文提出的基于三维面阵激光成像系统的感知遮挡相关粒子滤波目标跟踪算法 (本文算法) 分别从不同方面和 ACPF, KCF 算法进行对比实验, 实验数据采用现有的三维面阵激光成像系统拍摄的标准数据集 Princeton Tracking 数据集。其中, ϵ 设置为 $0.1 \sim 0.2$, ϵ' 设置为 0.2 , $\min F_z$ 为 0.2 , $\Delta f_c(z)$ 为 $0.15 \sim 0.25$ 。一方面验证基于 Depth 深度数据及其 HOG 特征的目标遮挡判断效果; 另一方面验证相关最大似然估计粒子滤波算法效果。

3.1 基于 Depth 深度数据及其 HOG 特征的目标遮挡判断效果

为了验证基于深度信息及其 HOG 特征的目标遮挡判断的效果, 本文通过 Princeton Tracking 数据集中 5 个带注释的标准视频序列去进行实验, 这 5 个视频序列中有 3 个发生了遮挡问题, 分别是 bear_front, face_occ_5 和 new_ex_occ4, 因此实验针对这 3 个视频序列采用 CP 判断标准 (目标跟踪过程中中心点位置) 去进行评价。

不同算法跟踪目标的横纵坐标分布实验结果如图 1 所示, 在视频 bear_front 中, ACPF、KCF 和本文算法判断目标遮挡的帧位置分别为: ACPF (NaN, NaN, NaN, NaN, NaN, NaN, NaN), KCF (NaN, NaN, NaN, NaN, NaN, NaN), 本文算法 (42, 69, 127, 154, 207, 251), 实际帧位置为: 41, 68, 125, 153, 205, 250; 在视频 face_occ_5 中, ACPF、KCF 和本文算法判断目标遮挡的帧位置分别为: ACPF (NaN), KCF (NaN), 本文算法 (172), 实际帧位置为: (168); 在视频 new_ex_occ4 中, ACPF、KCF 和本文算法判断目标遮挡的帧位置分别为: ACPF (NaN), KCF (NaN), 本文算法 (28), 实际帧位置为 (29); 通过分析可以发现, 当目标发生遮挡后, KCF and ACPF 不能有效判断出遮挡问题, 本文算法可以实现视频序列中单次或多次遮挡的准确判断。

另外, 如图 1 所示, 在视频 new_ex_occ4 中, ACPF、KCF、本文算法的横纵坐标和实际坐标之间的重合度误差分别为: ACPF (12.79%, 10.98%), KCF (30.98%, 9.17%), 本文算法 (6.71%, 6.46%); 在视频 face_occ_5 中, ACPF、KCF、本文算法的横纵坐标和实际坐标之间的重合度误差分别为: ACPF (15.03%, 17.26%), KCF (15.14%, 15.67%), 本文算法 (9.77%, 11.20%); 在视频 bear_front 中, ACPF、KCF、本文算法的横纵坐标和实际坐标之间的重合度误差分别为: ACPF (83.25%, 57.68%), KCF (83.55%, 60.81%), 本文算法 (35.02%,

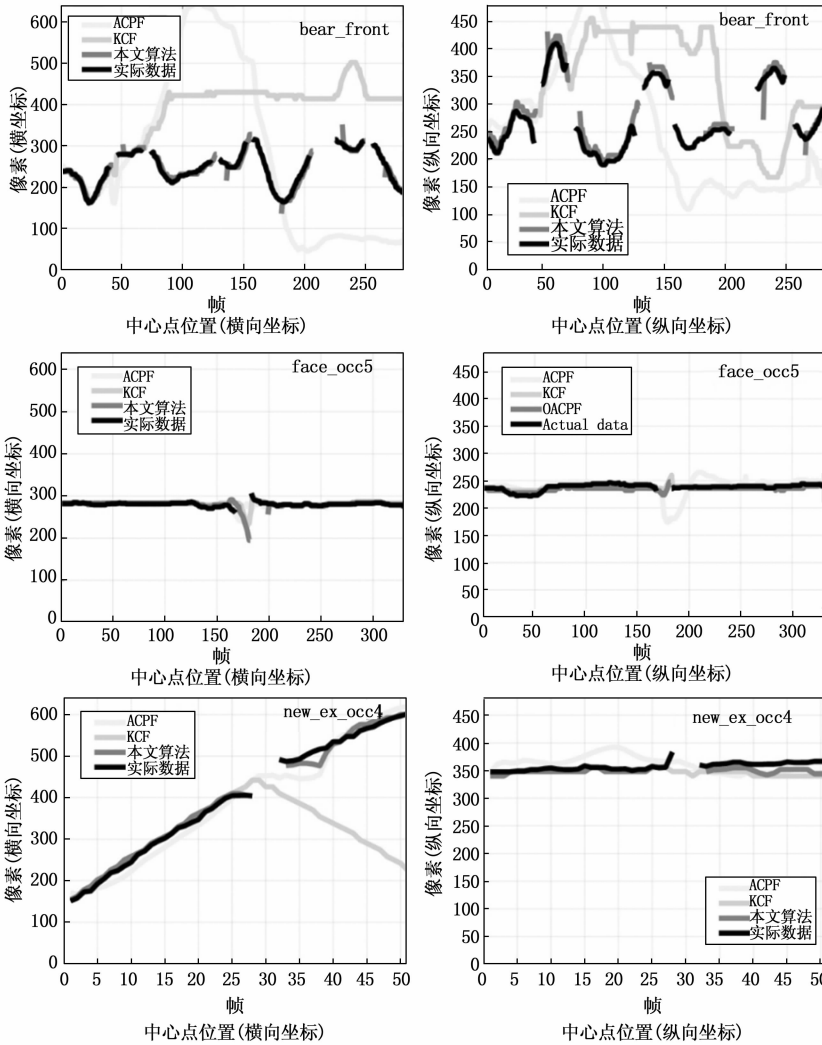


图 1 ACPF、KCF、本文算法在 bear_front, face_occ_5 和 new_ex_occ4 视频序列跟踪下的纵横坐标分布图

34.27%)。通过实验结果可以看出, 本文算法纵横坐标和实际坐标的重合度误差最小。

3.2 相关最大似然估计粒子滤波算法跟踪效果

为了验证基于三维面阵激光成像系统的相关最大似然估计粒子滤波目标跟踪效果, 本文依据多个度量指标进行评价, 包括算法检测区域和实际区域在不同重叠阈值下跟踪成功率曲线包含的面积 (AUC) (某个阈值下的跟踪成功率为: 检测区域和实际区域重合率大于阈值的帧数占总帧

数的比例)、中心点位置误差 (CPE) (检测区域和实际区域中心点误差, 如图 3 所示)、错误跟踪 (MT) (算法跟踪失败帧数占总帧数的比例)、帧频 (FPS) (每秒跟踪的帧数)。

表 1 比较了不同算法下的 AUC、CPE、MI、FT、MT、FPS。实验所用计算机配置 CPU 为 AMD REZEN 1600 六核处理器, 主频为 3.2 GHz, 算法开发环境为 Matlab 2014a。本文算法在 AUC、CPE、MI、FT 和 MT 方面分别为 0.692 3、14.258 0、0.0、1.8 和 0.0, 效果最好; KCF 在 FPS 达到 69.725, 即速度最快, 但是其在其它方面表现较差, 特别是当出现遮挡的情况其无法进行有效判断; 本文算法在 FPS 上优于 ACPF, 这是因为本文算法采用的相关最大似然估计粒子滤波算法可以有效减少粒子数量, 降低运算量, 提高了整体算法的运算速度。

表 1 不同算法下的 AUC、CPE、MT、FPS

算法	AUC	CPE	MT	FPS
本文算法	0.692 3	14.258 0	0.0	25.381
ACPF	0.451 27	43.273 08	33.0	20.153
KCF	0.536 28	54.535 24	31.0	69.725

图 2 和图 3 详细展示了不同算法在 new_ex_occ4 视频序列上的跟踪过程以及 AUC、CPE 参数, 当跟踪目标丢失或者有遮挡情况算法将不会输出跟踪结果。通过分析可以发现, ACPF 由于容易受到背景的影响而跟踪错误; KCF 在未发生目标遮挡的情况下可以很好地对目标进行跟踪, 但是其无法判断目标遮挡的情况, 由于在目标被遮挡后继续对目标模型进行更新而造成后期目标跟踪失败; 我们提出的算法本文算法显示了最好的跟踪效果, 一方面可以有效判断目标遮挡位置, 另一方面可以迅速地在目标遮挡后对目标进行重新跟踪, 同时跟踪成功率最高且跟踪过程中中心点误差最小。

另外, 图 4 展示了其它 4 个带注释的视频序列下目标跟踪过程, 从图中可以看出, 在目标未发生遮挡的情况下 OAPCF 和 KCF 可以对目标进行有效的跟踪, ACPF 由于

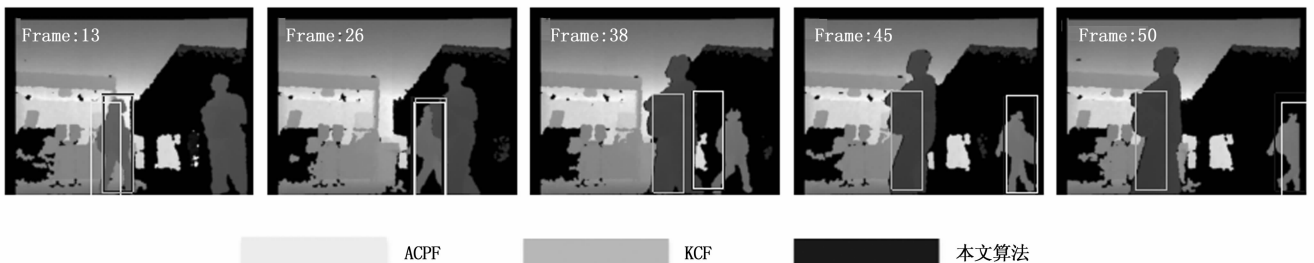


图 2 ACPF、KCF、本文算法在 new_ex_occ4 视频序列上的跟踪过程

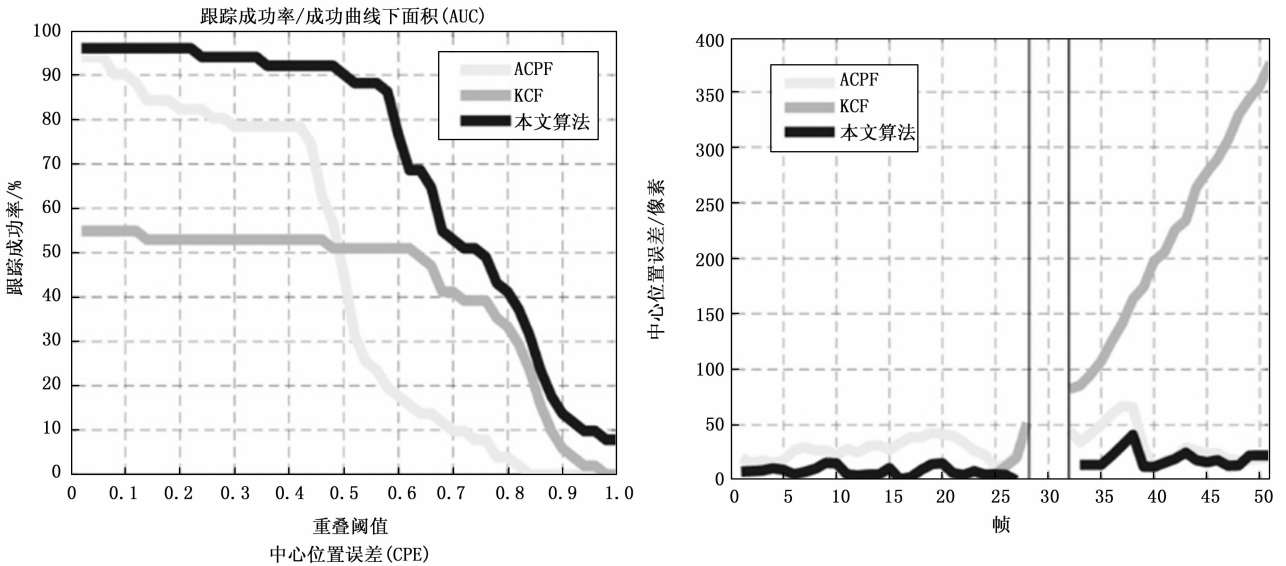


图 3 ACPF、KCF、本文算法在 new_ex_occ4 视频序列上进行跟踪的 AUC、CPE 曲线图

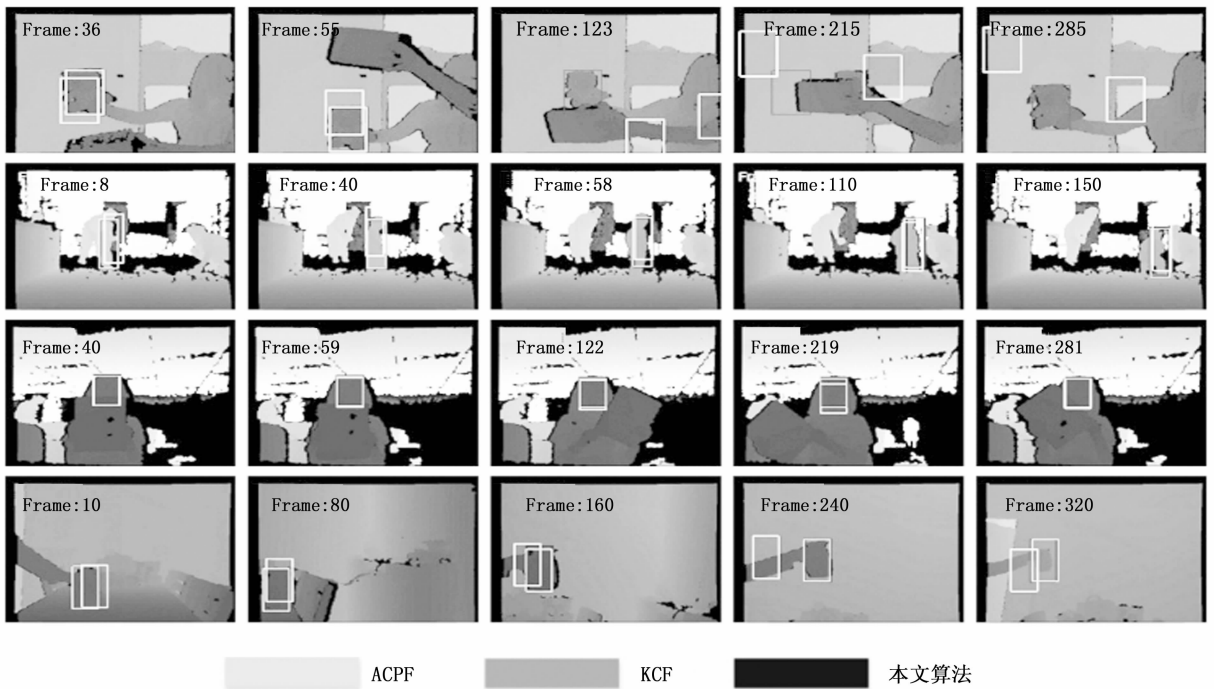


图 4 其它 4 个带注释的视频序列下目标跟踪过程

容易受到背景的影响而部分跟踪错误; 在目标发生遮挡的情况下, KCF 不能对遮挡情况进行有效判断而造成后续跟踪错误, ACPF 可以在目标出现后部分跟踪, 但是不能进行遮挡的有效判断, 本文算法可以准确地判断遮挡并且较好地 从遮挡后的序列中恢复目标跟踪。

4 结果分析

3.1 和 3.2 节给出的结果清楚地证明了本文方法的有效性和效率, KCF 算法和递推最大似然估计粒子滤波器相互促进、互为补充。我们进一步得出以下结论:

1) 基于深度图像的目标遮挡判断机制及其 HOG 特征有效地解决了目标遮挡问题。如图 1 所示, 与 ACPF、KCF 相比, 本文算法能够有效、准确地确定目标遮挡。

2) 粒子滤波器在目标跟踪过程中需要密集的粒子进行状态转移, 这个过程需要大量的时间, 使用 KCF 算法可以减少这一过程。KCF 算法可以通过递推最大似然估计粒子滤波器对粒子进行优化来覆盖目标, 从而减少了目标跟踪过程中所需的粒子数。如图 2 所示, 利用 KCF 算法对目标进行跟踪, 得到目标的实际状态, 根据前一个目标和新目

标, 最大似然估计方法将实际状态与粒子滤波相结合, 为粒子滤波的预测和更新提供可靠的依据, 并将粒子的分布区域重新定义为新的粒子分布。该方法在有限的粒子分布区域内减少了粒子数量, 从而降低了整体计算量, 实现了对目标的实时跟踪。

3) KCF 算法不能解决目标遮挡问题, 然而, 这些都是使用粒子滤波可以解决的。粒子滤波通过状态转移对目标位置进行多重假设和估计, 为遮挡目标的重新检测提供可能的位置。因此, 粒子滤波可以有效地帮助 KCF 算法解决遮挡问题。如图 2 所示, 如果 KCF 算法的搜索区域只是粒子 m 的搜索区域, 那么当目标被遮挡后, 跟踪过程就会失败。然而, 基于粒子滤波在粒子 n 搜索区域的位置搜索目标, 利用 KCF 算法的最大值可以实现目标再跟踪。

5 结束语

本文基于三维面阵激光成像系统, 提出了一种可感知遮挡的相关粒子滤波目标跟踪算法, 该算法有效解决目标遮挡问题, 包括对目标遮挡的准确判断和目标再检测。算法通过结合 KCF 算法采用最大似然估计的方法降低了粒子滤波中所需粒子的数量, 不仅可以有效提高算法的运行速度, 而且可以提高粒子滤波预测的准确性, 为目标再检测提供帮助。与现有的目标跟踪算法进行对比实验, 结果表明: 文提出的算法可以很好地检测目标遮挡, 可以实现目标跟踪, 且光照变化影响较小, 计算量小, 实时性较好, 精确度达到 85.7%。

参考文献:

- [1] TU J, TAO H, HUANG T, et al. Online updating appearance generative mixture model for meanshift tracking [J]. *Machine Vision & Applications*, 2009, 20 (3): 163-173.
- [2] DU K, JU Y, JIN Y, et al. MeanShift tracking algorithm with adaptive block color histogram [J]. *Journal of Wuhan University of Technology*, 2012, 34 (6): 2692-2695.
- [3] KUMAR P, RANGANATH S, SENGUPTA K, et al. Cooperative multitarget tracking with efficient split and merge handling [J]. *IEEE Transactions on Circuits & Systems for Video Technology*, 2006, 16 (12): 1477-1490.
- [4] BAE S P, SIK D Y. Quadratic Kalman filter object tracking with moving pictures [J]. *The Journal of Advanced Navigation Technology*, 2016, 20 (1): 53-58.
- [5] EINICKE G A, WHITE L B. Robust extended Kalman filtering [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 1999, 47 (9): 2596-2599.
- [6] DENMAN S, CHANDRAN V, SRIDHARAN S, et al. An adaptive optical flow technique for person tracking systems [J]. *Pattern Recognition Letters*, 2007, 28 (10): 1232-1239.
- [7] ISARD M, BLAKE A. CONDENSATION—Conditional density propagation for visual tracking [J]. *International Journal of Computer Vision*, 1998, 29 (1): 5-28.
- [8] ARULAMPALAM M S, MASKELL S, GORDON N, et al. A

- tutorial on particle filters for online nonlinear/non-Gaussian Bayesian tracking [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2002, 50 (2): 174-188.
- [9] HESS R, FERN A. Discriminatively trained particle filters for complex multi-object tracking [C] // *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2009. IEEE, 2010: 240-247.
- [10] KWON J, LEE H S, PARK F C, et al. A Geometric particle filter for template-based visual tracking. [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence*, 2014, 36 (4): 625-43.
- [11] LIU F, ZHOU T, GONG C, et al. Inverse nonnegative local coordinate factorization for visual tracking [J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2017, 28 (8): 1752-1764.
- [12] MEI X, LING H, WU Y, et al. Efficient minimum error bounded particle resampling L1 tracker with occlusion detection [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2013, 22 (7): 2661-2675.
- [13] KALAL Z, MIKOLAJCZYK K, MATAS J, et al. Tracking-learning-detection [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence*, 2012, 34 (7): 1409-1422.
- [14] HARE S, GOLODETZ S, SAFFARI A, et al. Struck: structured output tracking with kernels [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence*, 2015, 38 (10): 2096.
- [15] ZHANG K, SONG H. Real-time visual tracking via online weighted multiple instance learning [Z]. Elsevier Science Inc, 2013.
- [16] MA B, SHEN J, LIU Y, et al. Visual tracking using strong classifier and structural local sparse descriptors [J]. *IEEE Transactions on Multimedia*, 2015, 17 (10): 1818-1828.
- [17] NING J, YANG J, JIANG S, et al. Object tracking via dual linear structured SVM and explicit feature map [C] // *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2016: 4266-4274.
- [18] BOLME D S, BEVERIDGE J R, DRAPER B A, et al. Visual object tracking using adaptive correlation filters [C] // *2010 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. IEEE, 2010: 2544-2550.
- [19] DANELLJAN M, HAGER G, KHAN F S, et al. Discriminative scale space tracking [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2017, 39 (8): 1561-1575.
- [20] HENRIQUES J F, CASEIRO R, MARTINS P, et al. Exploiting the circulant structure of tracking-by-detection with kernels [C] // *European Conference on Computer Vision*. Springer, Berlin, Heidelberg, 2012: 702-715.
- [21] HENRIQUES J F, CASEIRO R, MARTINS P, et al. High-speed tracking with kernelized correlation filters [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2015, 37 (3): 583-596.

(下转第 249 页)