



基于特征预测与邻域一致性的视频特征快速配准

林 洋¹, 樊春运²

(1. 吉林省远程教育技术科技创新中心, 长春 130022; 2. 东北师范大学 信息化管理与规划办公室, 长春 130022)

摘 要: 基于视频图像特征点配准的目标跟踪算法无法兼顾精确性、实时性和鲁棒性, 针对该问题, 提出一种基于特征位置预测与邻域一致性约束的视频特征快速配准算法。以标注点与目标标记框为模板, 通过 ORB 特征匹配与邻域一致性检验, 获得帧间标注点集的对应关系, 并计算点集间的尺度变换以确定当前目标框, 利用多帧已知标注点位置信息与运动连续性进行多项式回归预测, 得到标注点集的位置。在此基础上, 对特征点进行局部搜索、提取和描述, 根据邻域一致性约束, 利用邻域内的支持特征点集实现标注点的稳健匹配。实验结果表明, 该算法可对多姿态目标特征点进行配准, 与 GMS、ORB、SIFT 和 SURF 算法相比, 该算法的实时性、准确性和鲁棒性明显提高。

关键词: 位置预测; 多项式回归; 运动连续性; 邻域一致性; 视频特征跟踪

开放科学(资源服务)标志码(OSID):



中文引用格式: 林洋, 樊春运. 基于特征预测与邻域一致性的视频特征快速配准[J]. 计算机工程, 2019, 45(12): 267-273.

英文引用格式: LIN Yang, FAN Chunyun. Fast video feature registration based on feature prediction and neighborhood consistency[J]. Computer Engineering, 2019, 45(12): 267-273.

Fast Video Feature Registration Based on Feature Prediction and Neighborhood Consistency

LIN Yang¹, FAN Chunyun²

(1. Jilin Innovation Center of Distance Education Technologies, Changchun 130022, China;

2. Office of Informatization Management and Planning, Northeast Normal University, Changchun 130022, China)

[Abstract] Existing target tracking algorithms based on video features points registration cannot balance precision, real-time performance and robustness. To address the problem, this paper proposes a fast video feature registration algorithm based on feature location prediction and constraints of neighborhood consistency. The algorithm takes labeled points and target label box as templates, and uses ORB feature matching and neighborhood consistency checking to obtain relations between inter-frame labeled point sets. The scale transform between point sets are also calculated to determine the current target box. The location of labeled point sets is obtained using polynomial regression prediction based on the location of known labeled points of multiple frames and motion continuity. On this basis, local search, extraction and description are performed on feature points, and robust matching of labeled points is implemented using assistant feature point sets in neighborhood according to neighborhood consistency constraints. Experimental results show that the proposed algorithm can implement registration of feature points of a multi-pose target, and has an obviously improved real-time performance, accuracy and robustness compared with GMS, ORB, SIFT and SURF algorithms.

[Key words] location prediction; polynomial regression; motion continuity; neighborhood consistency; video feature tracking

DOI: 10.19678/j.issn.1000-3428.0053258

0 概述

视频图像特征点匹配与常见的视频目标跟踪算法相比具有更高的配准精度要求。目标跟踪算法通常基于纹理^[1-2]、颜色^[3-4]、卷积特征^[5-7]实现区域内

容的理解和识别,并不要求对准确点进行匹配与识别,而视频特征点匹配基于确定特征点进行识别,依赖快速的特征点配准算法实现视频实时处理,完成准确的特征点集跟踪^[8-10]。

为增强特征点配准的准确性与稳定性,研究人员

基金项目: 吉林省科技发展计划项目(20190902010TC); 吉林省职业教育与成人教育教学改革研究课题(2018ZCY188)。

作者简介: 林 洋(1980—),男,副教授,主研方向为计算机视觉、机器学习、现代远程教育大数据系统;樊春运,副教授。

收稿日期: 2018-11-27 修回日期: 2018-12-27 E-mail: fx1687@163.com

针对旋转、伸缩、明暗等变换提出 Harris Corners^[11-12]、SIFT^[13]、SURF^[14]、HOG^[15]、A-SIFT^[16] 和 ORB^[17] 等算法实现特征不变性描述。在实时性表现上,其中部分算法能实现与视频帧同步匹配,例如 ORB 算法具有较高的计算速度。然而,仅依赖图像特征点自身单一的特征描述符,不可避免地会出现较多错误匹配。针对该问题,文献[18-19]利用邻域特征点的几何信息,在保证绝大多数周围点正确的前提下实现特征匹配。然而,在相邻匹配中存在较多不确定匹配时,该方法的匹配精度较差。文献[20]基于邻域一致性约束提出一种基于 ORB 与网格统计的解决方法 GMS (Grid-based Motion Statistics, GMS),通过特征点邻域内的支持特征点进行群智决策以检验配对准确性,该方法以较小的时效代价提高了 ORB 算法的鲁棒性。上述各类视频特征匹配算法为了保证视频图像特征点匹配的精度与鲁棒性,均在实时性方面做出了牺牲。

为在提升图像配准时效性的同时保证配准的精度与鲁棒性,本文提出一种基于特征位置预测与邻域一致性约束的视频特征快速配准方法 (Fast Registration based on Location Prediction and Neighbor Consistency, FRLPNC)。

1 本文算法框架

本文算法框架如图 1 所示,首先通过多项式拟合,根据历史帧目标位置进行区域预测,进一步缩小特征搜索区域,大幅减少配准工作量,同时,由于减少了非相关配准区域,可有效避免错误匹配。当发生运动变换时,由于运动无法瞬时改变,在同样的步进时间上存在连续性。即便在未能实现配准的情况下,以预测中心为基准依次进行扩张匹配,可提高匹配精度与匹配速度。更进一步地,针对区域内的特征匹配,采用 ORB 算法生成特征描述点集,根据 GMS 算法局部邻域的一致性约束设定模板标注点邻域范围,通过统计模板标注点邻域范围内支持特征点的匹配情况,得出目标图像匹配的邻域,并根据目标图像上被匹配的支持特征点进一步确定待匹配标注点坐标。本文通过近邻帧的稳健匹配,在运动连续性的约束下保障特征模板的稳健传递,以实现多姿态运动配准。本文算法基于运动的连续性与局部邻域约束的一致性进行配准,尤其适用于运动目标的配准,能有效减少配准时间,提升配准精度,丰富配准姿态,增强算法的稳健性。

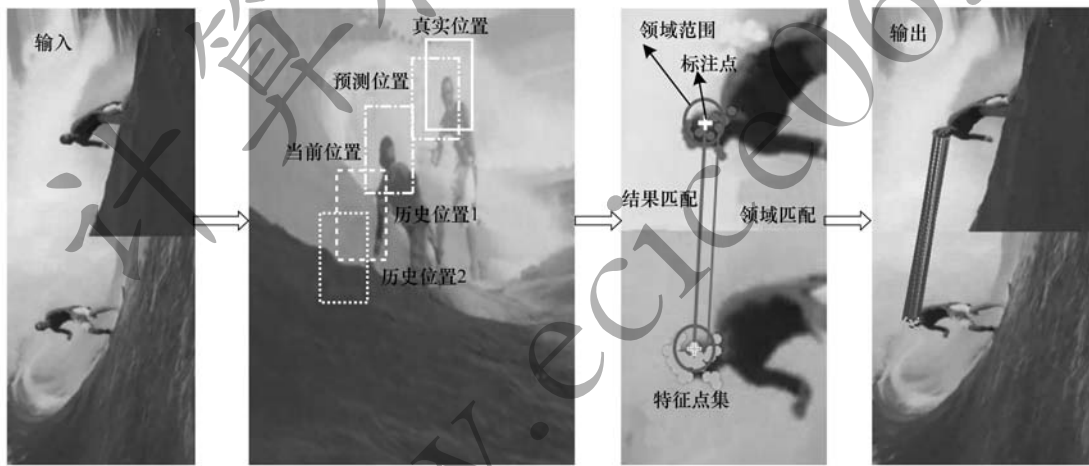


图1 FRLPNC 算法框架

2 基于多项式回归的图像特征位置预测

通过标定点坐标与 GMS 全局特征进行搜索匹配,获得前 n 帧的 n 个已知位置信息,利用最邻近的 n 个位置进行多项式回归预测,得到当前 $n+1$ 帧的预测位置,在预测位置周围进行局部搜索以获得准确位置。以此类推,通过当前位置帧最邻近 n 帧的真实位置预测当前位置。

问题描述如下:当下一帧图像为第 $t+1$ 帧($t > n$)时,位置预测的目的是得到第 $t+1$ 帧图像中特征点的预测位置 $p'_{t+1} = [a'(t+1), b'(t+1)]$,其中,真实位置为 $p_{t+1} = [a(t+1), b(t+1)]$ 。

通过 GMS 匹配得到第 $t+1$ 帧图像之前的最邻近 n 帧图像 $\{[a(r_i), b(r_i)]\}$,其中, $r_i = t - n + i$,

$i = 1, 2, \dots, n$ 表示前 n 帧图像对应的帧号。为了预测第 $t+1$ 帧图像中目标预测位置 p'_{t+1} 的分量 $a'(t+1)$,利用前 n 帧图像配准得到的位置分量 $a(r_i)$ 及其对应的帧号 r_i ,构造由 n 个点组成的数据组 $\{[r_i, a(r_i)]\}$,则预测的特征点位置分量 $a'(t+1)$ 的 m 阶多项式回归预测值 $f_a(r_i)$ 可表示为:

$$f_a(r_i) = \sum_{k=0}^m \theta_k r_i^k, i = 1, 2, \dots, n \quad (1)$$

其中, θ_k 是多项式回归模型的系数。

令 R 为设计矩阵, θ 是系数向量, A 是观测值向量,则可将多项式回归模型表示为如下形式:

$$A = R\theta \quad (2)$$

θ 可以利用正规方程得到,具体如下:

$$\theta = (R^T R)^{-1} R^T A \quad (3)$$

由已知的 n 个点可以计算得到系数向量 θ , 即可训练得到多项式回归模型。将 $r_{n+1} = t+1$ 代入式(3), 可以得到下一帧图像中的预测位置分量 $a'(t+1)$, 如式(4)所示。

$$a'(t+1) = f_a(r_{n+1}) = \sum_{k=0}^m \theta_k r_{n+1}^k \quad (4)$$

同理, 构造由 n 个点组成的另一位置分量数据集 $\{[r_i, b(r_i)]\}, i=1, 2, \dots, n$, 训练得到预测位置分量 $b'(t+1)$ 的 m 阶多项式回归模型 $f_b(r_i) = \sum_{k=0}^m \rho_k r_i^k$ 。利用式(5)计算预测分量 $b'(t+1)$, 从而得到下一帧图像中目标的预测位置。

$$b'(t+1) = f_b(r_{n+1}) = \sum_{k=0}^m \rho_k r_{n+1}^k \quad (5)$$

3 基于位置预测与邻域一致性的特征配准

3.1 配准搜索区域的划定

为进一步细化第 $t+1$ 帧目标特征的配准区域, 以第 $t+1$ 帧目标的预测位置 $p'_{t+1} = [a'(t+1), b'(t+1)]$ 为中心, 作矩形待匹配区域 l_{t+1} , 其中, 第 t 帧标注点及邻域支持特征点集的最小外包矩形尺寸为 $w_t \times h_t$, 搜索扩张系数为 $\lambda (\lambda > 1)$, 则待配准区域 l_{t+1} 的尺寸为 $\lambda w_t \times \lambda h_t$ 。如果未在当前区域 l_{t+1} 中检测到配准点, 则令 $\lambda = \lambda^2$ 并继续配准, 直至匹配到特征集合或匹配区域覆盖第 $t+1$ 帧的全帧区域。

对于第 t 帧的特征点集 $P = \{p_j\}_{j=1}^N$ 和第 $t+1$ 帧的特征点集 $Q = \{q_j\}_{j=1}^N$, 采用 SVD 分解^[21]的方法可以计算两帧特征点集之间的尺度因子 s_t 和平移向量 t_t :

$$(s_t, t_t) = \underset{s_t, R_t, t_t}{\operatorname{argmin}} \sum_{j=1}^N \|s_t R_t p_j + t_t - q_j\|_2^2 \quad (6)$$

$\det(R_t) = 1, t_t$

3.2 ORB 图像特征描述子生成与匹配

ORB 算法采用 FAST 方法进行图像特征检测, 利用具有旋转不变性的 BRIEF 进行特征描述, 通过比较特征点周围指定数量像素点对的灰度值, 形成二进制码串形式的特征描述子, 并将汉明距离作为匹配依据。具体步骤如下:

步骤 1 采用 FAST 方法进行图像特征检测。针对图形边缘的强响应, 利用 Harris 角点检测方法对特征点进行排序, 保留前 n 个点。

步骤 2 为实现特征点的尺度不变性, 结合多尺度金字塔对图像分层提取 FAST 特征点。

步骤 3 为实现特征点的旋转不变性, ORB 算法采用邻域矩阵计算 FAST 特征点的方向, 将特征点的灰度 $I(x, y)$ 和质心间偏移向量的方向定义为特征点方向, 计算过程如下:

$$\theta = \arctan\left(\frac{\sum_{x,y} yI(x,y)}{\sum_{x,y} xI(x,y)}\right) \quad (7)$$

步骤 4 选择 n 个 (x, y) 测试点对, 定义特征描述子为一个包含 n 个二进制比较准则的码串, 如式(8)所示。

$$f_n(p) = \sum_{1 \leq i \leq n} 2^{i-1} \tau(p; x_i, y_i) \quad (8)$$

其中, τ 为图像邻域 p 的描述子分段函数。

步骤 5 针对旋转不变性, 增加特征描述子的方向。根据式(7)得到特征点质心方向信息, 并将其添加至描述子中。在测试点对 (x, y) 位置处, 定义一个 $2 \times n$ 的矩阵如式(9)所示。

$$Z = \begin{bmatrix} x_1, x_2, \dots, x_n \\ y_1, y_2, \dots, y_n \end{bmatrix} \quad (9)$$

将特征点方向 θ 对应的旋转矩阵定义为 R_θ , 构造特征点对校正矩阵为 $R_\theta Z$, 最终具有旋转不变性的描述子如下:

$$g_n(p, \theta) = f_n(p) \mid (x_i, y_i) \in Z_\theta \quad (10)$$

步骤 6 采用贪婪搜索方法找出相关性最低的像素块对, 直到 R_θ 中有 256 个坐标为止, 构成所需的最终特征描述子 $K = d_0 d_1 \dots d_{255}$ 。

步骤 7 特征点匹配。特征描述子间的相似度依据汉明距离进行判断, 则相似度 $D(K_1, K_2)$ 的计算如下:

$$D(K_1, K_2) = \sum_{i=0}^{255} d_i \oplus d'_i \quad (11)$$

通过上述步骤获得带描述子的图像预选特征集, 其中, 模板图像区域 l_a 的特征点全集为 $\{IA_i\}_{i=1}^N$, 标注特征集合为 $\{M_i\}_{i=1}^k$, 目标图像区域 l_b 对应的特征点全集为 $\{IB_i\}_{i=1}^N$ 。

3.3 基于支持特征点的图像标注点识别

对于局部 GMS 图像特征匹配算法, 运动的平滑性导致特征点的轨迹具有一定的连续性, 而运动物体的邻域一致性使得正确匹配点附近邻域里的特征点也是一一对应的。基于 ORB 的快速图像配准算法, 对框定的图像区域 l_a 和 l_b 进行特征点的提取与描述子生成。在进行第 i 个标注特征 M_i 的匹配时, 首先以模板图像区域 l_a 中的 M_i 为中心, 画一个圆作为邻域 M_{dom} 。邻域 M_{dom} 中通过 ORB 算法得到的特征点是中心 M_i 的支持特征, 利用 ORB 匹配得到目标图像区域 l_b 上的支持特征并计算其重心, 以该重心为圆心, 作与模板邻域 M_{dom} 大小一致的圆, 即为目标图像邻域, 当两个邻域内有足够多的支持特征点, 即近邻得分 S_i 大于阈值 τ_i 时, 该匹配被判定为正确。假设邻域特征分布均匀, 则目标邻域重心即为目标图像待匹配的标注点。

文献[20]推导出了正确匹配点附近的邻域中正确匹配和错误匹配的概率分布, 如式(12)所示。

$$S_i \sim \begin{cases} B(K_n, p_t), & M \text{ 为真} \\ B(K_n, p_f), & M \text{ 为假} \end{cases} \quad (12)$$

其中, S_i 分布的均值与标准差分别如下:

$$m = \begin{cases} K_n p_t, & M \text{ 为真} \\ K_n p_f, & M \text{ 为假} \end{cases} \quad (13)$$

$$s = \begin{cases} \sqrt{K_n t(1-p_i)}, & M \text{ 为真} \\ \sqrt{K_n p_f(1-p_f)}, & M \text{ 为假} \end{cases} \quad (14)$$

通过阈值 τ_i 进行判断的公式如下:

$$\text{cell-pair}\{i, j\} \in \begin{cases} T, & S_{ij} > \tau_i = \alpha \sqrt{n_i} \\ F, & \text{其他} \end{cases} \quad (15)$$

为了实现快速评估,文献[20]对图像进行网格划分。将包含 10 000 个特征点的图像划分为 20×20 的网格,平均每个网格内的特征点个数约为 25 时,具有较好的匹配效果。将网格四周的 $3 \times 3 = 9$ 个网格作为匹配紧邻,用于特征的平滑约束。

3.4 特征模板点集更新

在视频帧配准检索之前要进行目标圈定与标注。视频是目标运动的近似连续性采样,帧与帧之间的变化具有一定的连续性,而三维物体在二维视频帧上的投影具有多样性。为了使标注点能长期配准,保证目标跟踪的长效性,在邻近帧稳健匹配的前提下,将配准后的帧更新为模板帧用于下一帧目标匹配,从而在运动目标具有较大动作的情况下实现准确配准。

本文 FRLPNC 算法的具体流程如算法 1 所示。

算法 1 FRLPNC 算法

输入 第 $t+1$ 帧图像,第 t 帧目标特征点集,第 t 帧目标尺寸 $w_t \times h_t$,前 n 个目标位置

输出 第 $t+1$ 帧图像的目标位置 p_{t+1} ,目标尺寸 $w_{t+1} \times h_{t+1}$

1) 将第 $t+1$ 帧图像之前的 n 个目标位置 $\{[a(r_i), b(r_i)]\}, i=1, 2, \dots, n$ 和对应的帧号 r_i 构成回归输入。

2) 利用式(4)和式(5)预测出目标大概位置 p'_{t+1} 。

3) 在第 $t+1$ 帧中以 p'_{t+1} 为中心取 $\lambda w_t \times \lambda h_t$ 的待检区域 z_{t+1} 。

4) 通过 GMS 计算模板即第 t 帧目标特征点集与第 $t+1$ 帧中区域 z_{t+1} 的匹配情况。

5) 如果未能匹配到,令 $\lambda = \lambda^2$ 并扩大匹配区域 z_{t+1} 继续进行匹配,直至匹配成功或匹配区域覆盖第 $t+1$ 帧全帧区域。

6) 计算 $t+1$ 帧匹配点集的最小外包矩形 $w_{t+1} \times h_{t+1}$ 。

7) 更新 $t+1$ 帧特征点集,并将其作为模板,更新当前帧目标尺寸 $w_{t+1} \times h_{t+1}$ 和前 n 个目标位置。

从算法 1 可以看出,本文结合目标位置区域进行预测,进一步缩小特征搜索区域,大幅减少配准工作量。在未能实现配准时,以预测中心为基准依次进行扩张匹配,利用运动合理性避免不必要的错误匹配。另外,本文根据近邻帧的稳健匹配,在运动连续性的约束下,保障特征模板的稳健传递,以实现多姿态的运动配准。本文所采用的 GMS 特征配准方法是当前较为稳定和高效的特征配准方法。根据理论分析可知,本文算法能有效减少配准时间,增加目标配准姿态,提高配准精度和稳健性。

4 实验结果与分析

为验证本文算法的精确性、实时性和鲁棒性,选择 OTB-100、TUM、VGG 和 Cabinet 数据集^[22-24]进行实验,并与 GMS 算法^[20]、ORB 算法^[17]、SIFT 算法^[13]和 SURF 算法^[14]进行对比。本节设置了两组实验,第 1 组实验进行视频序列的跨帧匹配,以验证本文算法中引入位置预测的有效性,第 2 组实验进行视频序列的连续跟踪,以评估本文算法的整体性能。本文算法采用 Python 代码实现,并在配置为 Core i7-7700k 和 16 GB RAM 的电脑上运行。通过大量实验可知,当搜索扩张系数 $\lambda = 1.5$,多项式回归中的阶数 $m = 2$,并基于前 $n = 6$ 帧图像的目标位置进行位置预测时,算法的跟踪效果较好。

4.1 视频序列的跨帧匹配对比

由于视频序列中前后两帧的目标姿态变化不大,为了增加视频跟踪的难度,验证本文算法在目标姿态变化较大时的跟踪效果,本文选取跨越的视频帧进行视频序列的跨帧匹配。选择 OTB-100 数据集的 Surfer 和 Bird2 视频序列进行实验,每一次实验在连续的视频序列中随机进行帧跳跃,跳跃的帧数从 5 帧到 25 帧不等,需要注意的是 Surfer 和 Bird2 视频序列各进行 50 次实验,每次仅对视频序列进行一次随机帧跳跃。

5 种特征点匹配跟踪算法对 Surfer 和 Bird2 视频序列的部分跨帧匹配结果如图 2、图 3 所示。以图 2 中 Surfer 视频序列的一次实验为例,前 59 帧是连续出现的,在第 59 帧时令该序列直接跨越到第 67 帧,以检验各特征点匹配跟踪算法的跨帧匹配性能。由图 2、图 3 可以看出,与其他 4 种特征点匹配跟踪算法相比,本文算法的错误匹配对较少,所有匹配对基本达到正确的对应关系,实现了最佳匹配。



图 2 5 种算法对 Surfer 视频序列的匹配结果

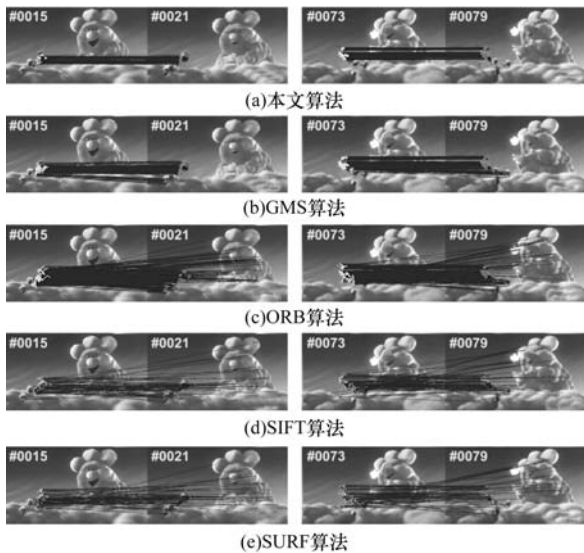


图 3 5 种算法对 Bird2 视频序列的匹配结果

统计本文算法与 GMS、ORB、SIFT 和 SURF 这 4 种算法每一次随机帧跳跃后的正确匹配数量和错误匹配数量,计算匹配精度并记录运行时间,结果如表 1 所示。可以看出,本文算法、GMS 算法、ORB 算法的平均匹配精度分别为 98.72%、77.45% 和 94.22%,本文算法的平均匹配精度比 ORB 算法提高了约 27%,说明在进行视频序列的跨帧匹配时,引入融合前序视频帧的位置预测可有效提高视频目标跟踪的准确性。此外,受益于 ORB 算法的高匹配速度,本文算法的运行速度比 GMS 算法、SIFT 算法和 SURF 算法更快,证明了本文算法的实时性。

表 1 5 种算法对 2 个视频序列的跨帧匹配结果对比

算法	Surfer 视频序列		Bird2 视频序列	
	精度/%	时间/s	精度/%	时间/s
本文算法	98.63	0.023 4	98.81	0.028 1
GMS 算法	95.65	0.035 6	92.78	0.034 3
ORB 算法	73.65	0.021 1	81.24	0.025 3
SIFT 算法	68.43	0.110 2	61.56	0.106 9
SURF 算法	70.58	0.039 6	63.32	0.040 5

4.2 视频序列的连续跟踪对比

本文选择 OTB-100、TUM、VGG 和 Cabinet 这 4 个数据集进行视频序列的连续跟踪对比。采用文献[4]中的评价标准,即中心位置误差(CLE)、距离精度(DP)、重叠精度(OP)对算法的跟踪效果进行评价。其中,中心位置误差阈值取 10 像素,重叠率阈值取 0.7,5 种算法的跟踪性能对比如表 2 所示。

表 2 5 种算法的连续跟踪性能对比

算法	平均 CLE/ 像素	平均 DP/%	平均 OP/%	平均 FPS/ (frame · s ⁻¹)
本文算法	3.71	93.4	90.2	36.0
GMS 算法	4.95	86.3	73.4	31.3
ORB 算法	5.26	84.1	72.1	38.8
SIFT 算法	4.75	86.8	76.9	10.9
SURF 算法	6.67	71.5	62.3	25.2

从表 2 可以看出,与其他 4 种特征点匹配跟踪算法相比,本文算法的连续跟踪结果较好。其中,本文算法的平均 CLE 为 3.71 像素,相对于其他 4 种跟踪算法有所下降,平均 DP、平均 OP 分别达到 93.4% 和 90.2%,高于其他 4 种跟踪算法。实验结果表明,本文方法引入的位置预测机制使得跟踪算法能够对目标进行精确的位置估计,获得更加稳健的跟踪效果。在平均 FPS 上,本文算法排在第 2 位,说明 GMS 算法在引入多项式回归位置预测方法后,对目标有精确的定位能力,减少了特征点的匹配时间。由于 GMS 算法和本文算法的核心都是 ORB 算法的特征点提取、描述子生成与初步配准,因此 ORB 算法的配准速度更快。GMS 算法在 ORB 算法的基础上增加配准校验过程,以较小的时间代价使得配准的稳健性大幅提升,而本文算法在视频特征点配对过程中引入位置预测,能大幅减少不必要特征点的生成与配准检测工作,缩短配准时间。

图 4、图 5 分别是 5 种特征点配准跟踪算法在 4 个视频数据集上的距离精度曲线和成功率曲线。从图 4 和图 5 可以看出,本文方法的距离精度曲线和成功率曲线均高于其他跟踪方法,说明帧间的稳定匹配与模板传递可以改善多姿态目标特征点的配准性能,验证了本文算法的优越性。结合表 2 可知,本文算法能有效减少配准时间,提升配准精度,丰富配准姿态,使得配准更加稳健。本文算法与其他 4 种特征点配准跟踪算法的部分跟踪结果如图 6 所示。

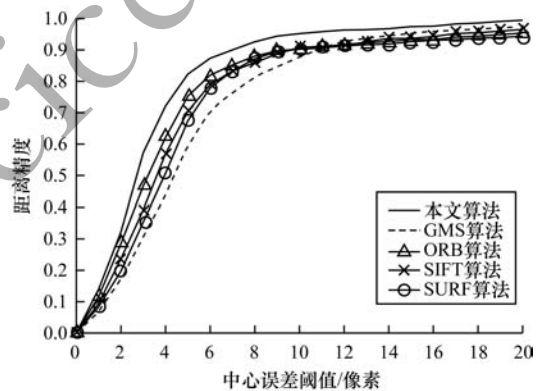


图 4 5 种算法的距离精度曲线

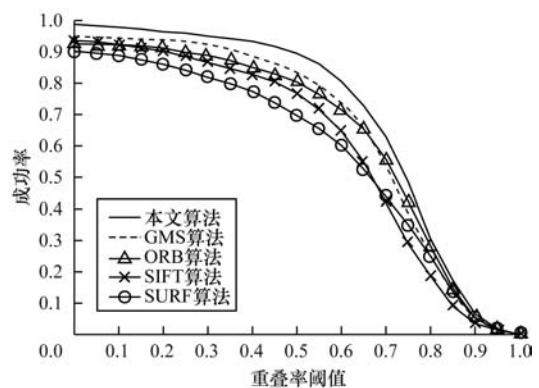


图 5 5 种算法的成功率曲线

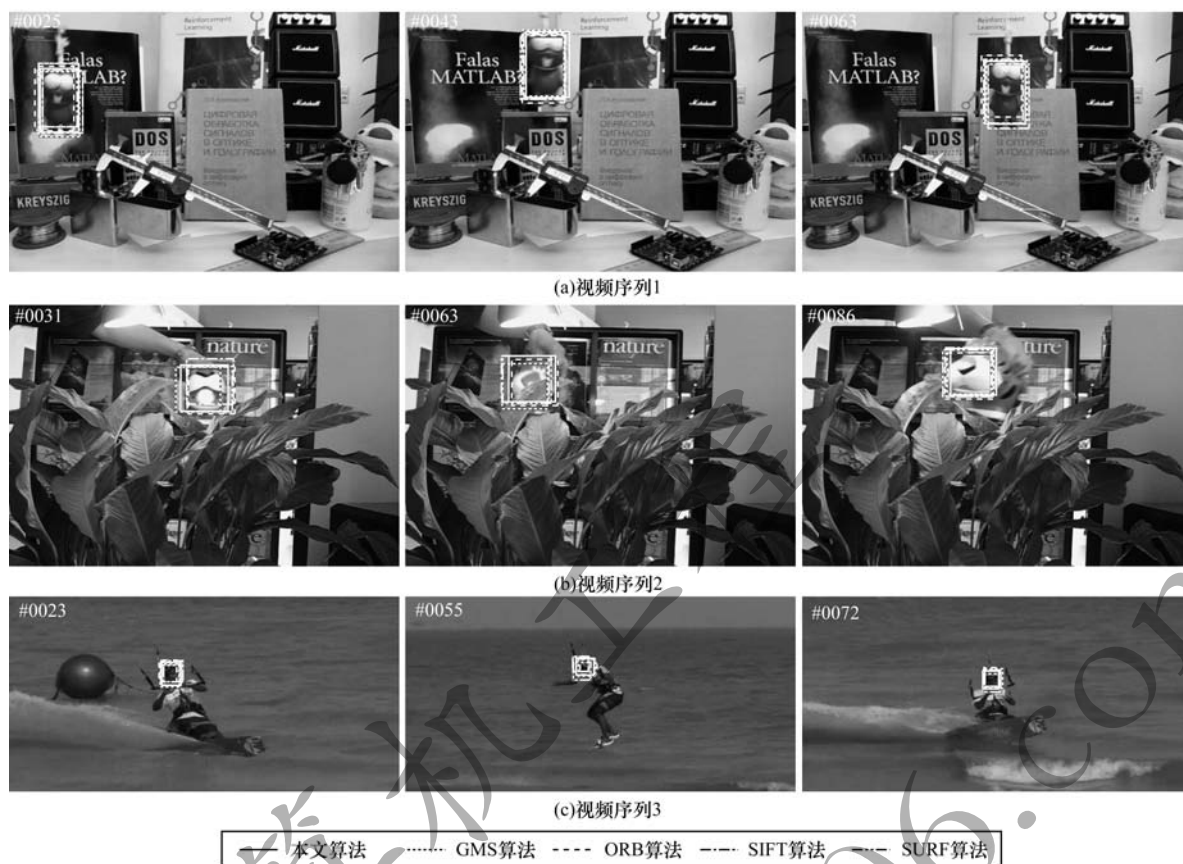


图 6 5 种算法的部分跟踪结果对比

5 结束语

本文提出一种基于特征位置预测与邻域一致性约束的视频特征快速配准算法 FRLPNC。通过 ORB 特征匹配与邻域一致性检验获得帧间标注点集配准,应用点集间的仿射变换与多项式回归确定当前搜索区域,以减少不必要特征点的生成与配准检测工作。同时采用 ORB 算法生成特征描述点集,根据 GMS 算法的局部邻域一致性约束,设定模板标注点邻域范围,通过统计模板标注点邻域范围内支持特征点的匹配情况确定待匹配标注点坐标。实验结果表明,与 GMS、ORB 等算法相比,该算法的视频目标特征点配准的实时性、准确性与鲁棒性均有所提升。对视频目标特征点的遮挡进行有效恢复并对目标进行跟踪将是下一步的研究方向。

参考文献

- [1] CHEN Jianjun, AN Guocheng, ZHANG Suofei, et al. Mean shift tracking based on kernel co-occurrence matrices [J]. Journal of Image and Graphics, 2010, 15(10):1499-1506. (in Chinese)
陈建军,安国成,张索非,等. 基于核共生矩阵的均值移动跟踪算法[J]. 中国图象图形学报, 2010, 15(10): 1499-1506.
- [2] COMANICIU D, RAMESH V, MEER P. Kernel-based object tracking [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2003, 25(5):564-575.
- [3] MA Chao, HUANG Jiabin, YANG Xiaokang, et al. Hierarchical convolutional features for visual tracking[C]// Proceedings of IEEE International Conference on Computer Vision. Washington D. C., USA; IEEE Press, 2015: 3074-3082.
- [4] LI Yang, ZHANG Yafei, XU Yulong, et al. Robust scale adaptive kernel correlation filter tracker with hierarchical convolutional features [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2016, 23(8):1136-1140.
- [5] QI Yuankai, ZHANG Shengping, QIN Lei, et al. Hedged deep tracking[C]//Proceedings of International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington D. C., USA; IEEE Press, 2016: 4303-4311.
- [6] WANG Liping, CHEN Songcan. Joint representation classification for collective face recognition [J]. Pattern Recognition, 2017, 63(5):182-192.
- [7] XIE Tao, WU Ensi. A robust kernelized correlation tracking algorithm for infrared targets based on ensemble learning [J]. Journal of Electronics and Information Technology, 2018, 40(3):602-609. (in Chinese)
谢涛,吴恩斯. 一种鲁棒的基于集成学习的核相关红外目标跟踪算法[J]. 电子与信息学报, 2018, 40(3):602-609.
- [8] FAN Jianwei, WU Yan, WANG Fan, et al. New point matching algorithm using sparse representation of image patch feature for SAR image registration [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2017, 55(3):1498-1510.
- [9] CHEN C, JIAN Bolin. Infrared thermal facial image sequence registration analysis and verification [J]. Infrared Physics and Technology, 2015, 69:1-6.

- [10] SARIYANIDI E, GUNES H, CAVALLARO A. Robust registration of dynamic facial sequences[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2017, 26(4): 1708-1722.
- [11] WANG Guanglei, LU Qian, LIU Xiuling, et al. Coronary artery target tracking algorithm based on feature matching and improved particle filtering[J]. Computer Engineering, 2018, 44(10): 235-240. (in Chinese)
王光磊, 卢倩, 刘秀玲, 等. 基于特征匹配与改进粒子滤波的冠脉目标跟踪算法[J]. 计算机工程, 2018, 44(10): 235-240.
- [12] HARRIS C, Stephens M. A combined corner and edge detector[EB/OL]. [2018-11-05]. <http://www.bmva.org/bmvc/1988/avc-88-023.pdf>.
- [13] LOWE D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints [J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2): 91-110.
- [14] BAY H, TUYTELAARS T, GOOL L V. SURF: speeded up robust features[C]//Proceedings of the 9th European Conference on Computer Vision. Berlin, Germany: Springer, 2006: 404-417.
- [15] DALAL N, TRIGGS B. Histograms of oriented gradients for human detection [C]//Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington D. C., USA: IEEE Computer Society, 2005: 886-893.
- [16] MOREL J M, YU Guoshen. ASIFT: a new framework for fully affine invariant image comparison[J]. SIAM Journal on Imaging Sciences, 2009, 2(2): 438-469.
- [17] RUBLEE E, RABAU D V, KONOLIGE K, et al. ORB: an efficient alternative to SIFT or SURF[C]//Proceedings of IEEE International Conference on Computer Vision. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2012: 2564-2571.
- [18] CHIN T J, YU Jin, SUTER D. Accelerated hypothesis generation for multistructure data via preference analysis[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2012, 34(4): 625-638.
- [19] KUSHNIR M, SHIMSHONI I. Epipolar geometry estimation for urban scenes with repetitive structures [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2014, 36(12): 2381-2395.
- [20] BIAN J, LIN Wenyan, MATSUSHITA Y, et al. GMS: grid-based motion statistics for fast, ultra-robust feature correspondence [C]//Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington D. C., USA: IEEE Computer Society, 2017: 2828-2837.
- [21] DU Shaoyi, LIU Juan, BI Bo, et al. New iterative closest point algorithm for isotropic scaling registration of point sets with noise [J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2016, 38: 207-216.
- [22] ROSTEN E, DRUMMOND T. Machine learning for high-speed corner detection [C]//Proceedings of European Conference on Computer Vision. Berlin, Germany: Springer, 2006: 430-443.
- [23] CALONDER M, LEPETIT V, STRECHA C, et al. BRIEF: binary robust independent elementary features [C]//Proceedings of European Conference on Computer Vision. Berlin, Germany: Springer, 2010: 778-792.
- [24] FRANSENS R, STRECHA C, GOOL L V. Parametric stereo for multi-pose face recognition and 3D-face modeling[C]//Proceedings of International Conference on Analysis and Modelling of Faces and Gestures. Berlin, Germany: Springer, 2005: 109-124.

编辑 樊丽娜