

引用格式:任世杰,杨小冈,齐乃新,等.一种基于局部特征索引结构的目标跟踪方法[J].电光与控制,2019,26(8):84-89. REN S J, YANG X G, QI N X, et al. A target tracking method based on local feature index structure[J]. Electronics Optics & Control, 2019, 26(8):84-89.

一种基于局部特征索引结构的目标跟踪方法

任世杰, 杨小冈, 齐乃新, 马玛双
(火箭军工程大学,西安 710025)

摘要:提出了一种基于局部特征索引结构的目标跟踪方法,将BoVW(视觉词袋)引入到跟踪方法中。构建了一种不依赖于具体特征类型的目标跟踪方法,较好地解决了实际应用特征描述子在进行相似度度量时的计算和度量问题。再通过对误匹配特征的剔除和未匹配特征的关联预测,提高跟踪的准确性与鲁棒性,最后对目标区域前景特征进行分离并对目标区域进行最优更新,得到更为精确的跟踪结果。

关键词:目标跟踪;视觉词袋;特征索引;特征描述

中图分类号:TP391.41 **文献标志码:**A **doi:**10.3969/j.issn.1671-637X.2019.08.016

A Target Tracking Method Based on Local Feature Index Structure

REN Shi-jie, YANG Xiao-gang, QI Nai-xin, MA Ma-shuang
(Rocket Force University of Engineering, Xi'an 710025, China)

Abstract: A target tracking method is proposed based on local feature index structure, which introduces Bag of Visual Word(BoVW) into the tracking method. A target tracking method that does not rely on a specific feature type is constructed, which solves the calculation and measurement problems when using the feature descriptor to perform similarity measurement in actual applications. Then, the accuracy and robustness of tracking are improved by eliminating the mismatched features and the correlation prediction of unmatched features. Finally, the foreground features of the target area are separated and the target area is optimally updated to obtain more accurate tracking results.

Key words: target tracking; bag of visual word; feature index; feature description

0 引言

目标跟踪技术一直都是科学技术发展的热点之一,这项技术在国防军事^[1]、运动分析^[2]、智能交通^[3-5]以及公共安全与防护等方面都有广泛的应用。通常跟踪系统^[6]主要由目标表示模型、目标动态模型以及目标状态估计模型3个部分组成,而跟踪系统的优良与否往往取决于目标表示模型能否充分描述目标的特征。目标的表示模型一般分为视觉表示法和统计模型两类^[7],视觉表示法中包括目标的全局表示法和局部表示法:全局表示法反映了目标外观的全局统计特征,常用的方法有直方图^[8]、协方差、小波等,全局特征主要用于图像的理解,包括颜色分布、纹理特征、主要物体

的形状等,这一类特征易受环境的干扰,如光照、噪声、旋转等不利因素都会影响全局特征;局部表示法主要利用感兴趣的点或者显著性检测表示目标的外观信息,如基于角点^[9]、SIFT^[10]、局部模板^[11]等表示方法。局部特征主要用于图像的检测和跟踪,它是图像特征的局部表达,在图像中蕴含数量丰富,特征之间的相关度小,遮挡情况下不会因为部分特征消失而影响其他特征的检测和跟踪,利用局部特征较好的稳定性与复现性对目标进行跟踪并得到目标的尺寸变化及姿态变化。

本文构建了一种不依赖于具体局部特征类型的目标跟踪框架,其核心是采用视觉词袋(Bag of Visual Word,BoVW)^[12]对特征描述进行单词化,达到对特征描述及其相似度度量标准化的目的,从而实现不依赖具体特征类型的目标跟踪,再通过对误匹配特征的剔除和未匹配特征的关联预测提高跟踪的准确性与鲁棒性,最终以SURF特征描述子为例验证了跟踪框架的可实施性。

收稿日期:2018-04-27 修回日期:2019-06-04

基金项目:国家自然科学基金(61806209,61374054)

作者简介:任世杰(1994—),男,河南开封人,硕士生,研究方向为图像跟踪。

1 基于局部特征目标跟踪框架的构建

在基于局部特征的目标跟踪框架下,基于特征的跟踪是目标跟踪的基础和前提,设计稳定可靠的特征跟踪器是实现良好目标跟踪的必然要求。就特征的描述方式而言,跟踪过程中特征之间的匹配方式可分为基于特征描述子广义距离的匹配和基于单词的分层匹配。就特征匹配的几何范围而言,特征之间的匹配方式可分为全局匹配和邻域匹配。鉴于 BoVW 具有良好的不依赖具体特征类型的特征分辨能力,以及近年来在计算机视觉领域的成功应用,在此采用 BoVW 作为特征描述及其相似度判别的基本模型。对于特征匹配的几何范围,假定相邻时间特征的移动距离为小量,并采用邻域匹配方式对特征进行有效跟踪。

1.1 特征单词化

BoVW 是模仿文本索引系统中词库模型而形成的视觉词袋,是基于内容的图像索引技术产物,其早期主要用于基于内容的相似图像检索、场景识别、图像匹配,以及基于图像的智能体导航与自定位等方面。随着应用范围的扩展,研究人员发现,尽管经过 BoVW 单词化的特征丢失了部分细节信息,但在实用过程中相比于原特征有着更小的计算量和更好的特征分辨性能。究其原因在于,实际情况下特征描述子在特征空间中的分布不均匀,一幅图像中存在许多特征描述子,且同一描述子中各数字之间具有一定的相关性,导致了直接采用特征描述子之间的距离作为特征相似度的不合理性。而 BoVW 通过对特征样本进行聚类,减少了特征描述子之间进行相似度计算时的计算量,且能展现出特征的实际分布情况以及不同特征之间的层次化相似度,较好地解决了实际应用中特征相似性的计算和度量问题。

首先介绍 BoVW 的总体架构,如图 1 所示。

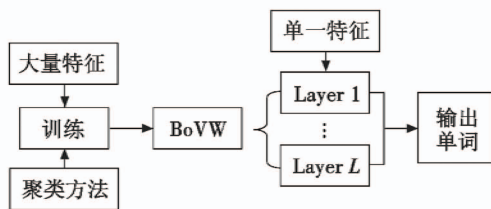


图 1 BoVW 总体架构

Fig. 1 Overall architecture of BoVW

BoVW 是一种特征索引结构,在 BoVW 各层索引中,特定类型的某个特征描述子都有相对应的分支,将特征在各层对应的分支序号顺序排列就能得到该特征描述子对应的单词(Word)。而 BoVW 的训练则由大量同类型的特征描述子经过逐层聚类得到,其训练过程常用的方法有基于无标签数据的 K-means, C-means,

以及基于有标签数据的 SVM 等。

基于 BoVW 的特征单词化过程如图 2 所示。

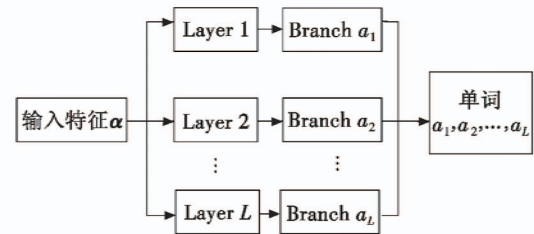


图 2 基于 BoVW 的特征单词化

Fig. 2 BoVW-based feature wording

图中,BoVW 共有 L 层,Layer 1 为 BoVW 的第 1 层,输入特征向量 α 隶属于其分支 a_1 ,在 Layer 2 中找到 a_1 分支, α 隶属于 a_1 分支下第 a_2 个子分支。逐层查找直到 BoVW 末端的第 L 层, α 隶属于 a_{L-1} 分支下第 a_L 个子分支,最终得到特征 α 对应的单词 $w = [a_1, a_2, \dots, a_L]$ 。

1.2 邻域特征跟踪

邻域特征跟踪即在原特征 $\alpha^{(k-1)}$ 附近的邻近区域内寻找与其最优匹配的新特征 $\alpha^{(k)}$ 。过程大致为:生成区域特征索引,基于 BoVW 单词的特征预匹配和几何一致化匹配。

1) 生成区域特征索引。

首先对目标区域进行网格化,如图 3 所示,则各个特征 $\alpha_i^{(k)}$ 都有其所属网格 G_j ,记为 $\alpha_i^{(k)} \in G_j$ 。一般可根据跟踪过程的误差模型确定参与特征匹配的邻域网格范围。在未给定跟踪误差模型的情况下,采用 3×3 范围的邻近网格参与匹配,每个网格的像素尺寸为 10×10 ,从而得到原图所有特征 $\{\alpha_i^{(k-1)}\}$ 与新图特征 $\{\alpha_i^{(k)}\}$ 可能的对应范围。

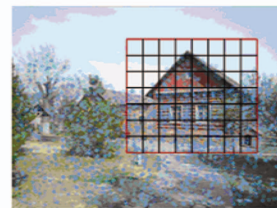


图 3 目标区域网格化与特征分布示例

Fig. 3 Target area gridding and feature distribution example

2) 基于 BoVW 单词的特征预匹配。

在 $\alpha_i^{(k-1)}$ 的给定邻域内,将新图特征 $\{\alpha_j^{(k)}\}$ 中与原图特征 $\alpha_i^{(k-1)}$ 的 BoVW 单词距离小于给定阈值的特征作为 $\alpha_i^{(k-1)}$ 的预匹配特征。其中,特征 α_i, α_j 对应单词 w_i, w_j 间的距离定义为

$$d_w(w_i, w_j) = \begin{cases} 1 & w_{i,l} \neq w_{j,l} \\ \frac{1}{m} & \max_l (w_{i,l} = w_{j,l}) \end{cases} \quad (1)$$

式中, $w_{i,l}, w_{j,l}$ 分别表示单词 w_i 与 w_j 的第 l 层数字。可

以看到,单词距离是由底层到顶层逐层比较的,数字不同的最低层次决定了单词之间的相似度。 $d_w(w_i, w_j) \in (0, 1]$,且当 w_i 与 w_j 完全不同时, $d_w(w_i, w_j) = 1$ 。

根据应用环境的不同,选取不同的匹配阈值 h_w , 则与 $\alpha_i^{(k-1)}$ 预匹配的特征集合 $P_m(\alpha_i^{(k-1)})$ 满足

$$\alpha_j^{(k)} \in P_m(\alpha_i^{(k-1)}) \quad d_w(w_i^{(k-1)}, w_j^{(k)}) < h_w \quad (2)$$

3) 几何一致化匹配。

与原图特征集合 $\{\alpha_i^{(k-1)}\}$ 中各个特征正确匹配的新图特征集合 $\{\alpha_j^{(k)}\}$ 不仅需要满足单词距离要求,还需要与 $\{\alpha_i^{(k-1)}\}$ 保持几何一致性。鉴于相邻图片之间的特征移动为小量,一般采用相机坐标变换模型。

设 $k-1$ 时刻到 k 时刻相机在 3D 空间中的运动为 $[\mathbf{R}_k, \mathbf{t}_k]$, 其中 \mathbf{R}_k 为旋转矩阵, \mathbf{t}_k 为平移矩阵, 则

$$\mathbf{R}_k \mathbf{p}_i^{[C](k)} + \mathbf{t}_k = \mathbf{p}_i^{[C](k-1)} \quad (3)$$

式中, $\mathbf{p}_i^{[C](k)}$ 为 k 时刻特征在相机坐标系 C 下的空间坐标。设相机旋转轴为 \mathbf{n}_w , 旋转角为 θ , 则其旋转矩阵为

$$\mathbf{R}_k = \exp(\theta [\mathbf{n}_w]_{\times}) \quad (4)$$

式中, $[\mathbf{n}_w]_{\times}$ 表示 \mathbf{n}_w 的反对称矩阵

$$[\mathbf{n}_w]_{\times} = \begin{bmatrix} 0 & -n_z & n_y \\ n_z & 0 & -n_x \\ -n_y & n_x & 0 \end{bmatrix} \quad (5)$$

取 $\omega = \theta \mathbf{n}_w$, 由于 θ 为小量, 则

$$\mathbf{R}_k = \exp([\omega]_{\times}) \approx \mathbf{I} + [\omega]_{\times} \quad (6)$$

式中, \mathbf{I} 为单位矩阵, 得到

$$(\mathbf{I} + [\omega]_{\times}) \mathbf{p}_i^{[C](k)} + \mathbf{t}_k = \mathbf{p}_i^{[C](k-1)} \quad (7)$$

假设特征点与相机距离的相对变化不大, 并将 z 轴

第 3 个分量得到的 $\frac{1}{p_{i,z}^{[C]}}$ 表达式代入前 2 个分量, 得到

$$\begin{cases} \omega_y - \omega_z p_{i,y}^{[O](k)} + (\omega_x p_{i,y}^{[O](k)} - \omega_y p_{i,x}^{[O](k)}) r_{k,x} = \Delta p_{i,x}^{[O]} \\ \omega_z p_{i,x}^{[O](k)} - \omega_x p_{i,z}^{[O](k)} + (\omega_x p_{i,y}^{[O](k)} - \omega_y p_{i,x}^{[O](k)}) r_{k,y} = \Delta p_{i,y}^{[O]} \end{cases} \quad (8)$$

相机平移的相对运动为 $\gamma_x = \frac{t_{k,x}}{t_{k,z}}, \gamma_y = \frac{t_{k,y}}{t_{k,z}}$, 则关于相机坐标变换的目标函数可用重投影误差表示为

$$\min J(\omega, \gamma_x, \gamma_y) = \sum_i \sum_{j \in P_m} [\omega_y - \omega_z p_{j,y}^{[O](k)} + (\omega_x p_{j,y}^{[O](k)} - \omega_y p_{j,x}^{[O](k)}) r_{k,x} - \Delta p_{i,x}^{[O]}]^2 + \sum_i \sum_{j \in P_m} [\omega_z p_{j,x}^{[O](k)} - \omega_x p_{j,z}^{[O](k)} + (\omega_x p_{j,y}^{[O](k)} - \omega_y p_{j,x}^{[O](k)}) r_{k,y} - \Delta p_{i,y}^{[O]}]^2 \quad (9)$$

式(9)为非线性目标函数, 无法直接求得解析解。

鉴于 ω 以及 γ_x, γ_y 均在 0 值附近, 用 Newton 法数次迭代即可得到较好的解。

得到 $\omega, \gamma_x, \gamma_y$ 后, 类似于图像相似变换模型的处理方式, 剔除几何误差

$$\delta \mathbf{p}_{ij} = (\mathbf{I} + [\omega]_{\times}) \mathbf{p}_j^{[O](k)} + \gamma - \mathbf{p}_i^{[O](k-1)} \quad (10)$$

大于 2 倍标准差的匹配 $\alpha_j^{(k)} \in P_m(\alpha_i^{(k-1)})$, 随后从剩余预匹配特征中选取单词距离 $d_w^{(i,j)}$ 最小的 $\alpha_j^{(k)}$ 作为 $\alpha_i^{(k-1)}$ 的匹配特征, 其中 $\gamma = [\gamma_x, \gamma_y, 1]^T$ 。

1.3 剔除误匹配

由于 1.2 节中, 式(5)、式(10)目标函数求解得到的几何变化中包含一定的误匹配影响, 需要从已知的跟踪结果中进一步剔除误匹配。设 1.2 节特征跟踪中, $k-1$ 时刻的特征 $\alpha_i^{(k-1)}$ 在 k 时刻的匹配特征为 $\alpha_j^{(k)}$, 则其几何变化需满足以下条件。

对于相机坐标变换模型

$$\min J(\omega, \gamma_x, \gamma_y) = \sum_i \eta_w^{(i)} [\omega_y - \omega_z p_{i,y}^{[O](k)} + (\omega_x p_{i,y}^{[O](k)} - \omega_y p_{i,x}^{[O](k)}) r_{k,x} - \Delta p_{i,x}^{[O]}]^2 + \sum_i \eta_w^{(i)} [\omega_z p_{i,x}^{[O](k)} - \omega_x p_{i,z}^{[O](k)} + (\omega_x p_{i,y}^{[O](k)} - \omega_y p_{i,x}^{[O](k)}) r_{k,y} - \Delta p_{i,y}^{[O]}]^2 \quad (11)$$

根据其几何模型, 重新计算相应的图像几何变化参数, 进而得到各个特征点的位置变化误差 $\delta \mathbf{p}_i$, 并剔除几何误差大于 2 倍标准差的匹配, 得到几何一致的相匹配特征点对。

经过剔除误匹配, 最终得到的特征跟踪效果如图 4 所示。

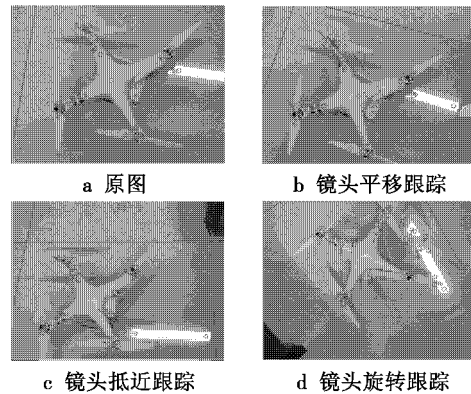


图 4 特征跟踪效果示例

Fig. 4 Feature tracking effects

图中, 绿色圆圈表示 SURF 特征点, 蓝色线条表示特征点相对于原参考图像中相匹配特征点的位移, 未标注蓝色线条的绿色圆圈表示未找到与其几何一致的匹配点。

1.4 未匹配特征的关联预测

由于特征强度不稳定、部分局部特征描述子变化过快等因素, 在以关键帧为跟踪基准的特征跟踪过程中, 如果不对未发生匹配的特征运动进行关联预测, 在到达下一个关键帧之前, 容易出现特征跟踪率衰减的问题, 导致目标丢失。因此, 极有必要引入关联预测估计未匹配特征的位置变化, 提高跟踪过程的稳定性。

由于将特征划分到了所属邻域, 可以考虑基于邻域特征跟踪结果对未匹配特征的运动进行预测, 此时

有邻域范围内包含正确跟踪的特征以及无正确跟踪特征两种情况。则问题描述为：设以 r 时刻图像为参考，其正确跟踪的特征 $x_i^{(r)} \in M$ ，对应 k 时刻特征为 $x_i^{(k)}$ ；否则记为 $x_i^{(r)} \in M^c$ ， $x_i^{(r)}$ 的邻域特征记为集合 N_i ，则对任意 $x_i^{(r)} \in M^c$ ，其位置变化的预测为

$$\mathbf{p}_i^{(k)} = \begin{cases} \frac{\sum_{x_j^{(r)} \in (N_i \cap M)} w_j \mathbf{p}_j^{(k)}}{\sum_{x_j^{(r)} \in (N_i \cap M)} w_j} & N_i \cap M \neq \emptyset \\ T(\mathbf{p}_i^{(r)}, \boldsymbol{\varphi}^{(r,k)}) & N_i \cap M = \emptyset \end{cases} \quad (12)$$

式中： w_j 为特征 $x_j^{(r)}$ 的权重； $\mathbf{p}_j^{(k)}$ 为特征 $x_j^{(r)}$ 的坐标位置； $N_i \cap M$ 表示 $x_i^{(r)}$ 的邻域与正确跟踪特征集合的交集； $T(\mathbf{p}_i^{(r)}, \boldsymbol{\varphi}^{(r,k)})$ 表示根据 r 到 k 时刻图像特征的总体变化参数 $\boldsymbol{\varphi}^{(r,k)}$ 估计出的 k 时刻特征位置 $\mathbf{p}_i^{(k)}$ 。该过程可极大地提高以参考图为准的特征跟踪率，降低跟踪丢失率。

2 基于特征索引结构的目标跟踪

由第1章得到的局部特征跟踪结果，可以根据目标区域内的特征位置变化求解目标整体的位置及旋转、尺寸变化。注意到目标框中有部分特征可能属于背景，为了得到更为精确的跟踪结果，有必要对目标框中的特征性质进行分析。

2.1 目标区域前景特征分离

通常情况下，目标框不仅包含目标本身的特征，还包含一定的背景特征，如图5所示。如果目标与背景存在相对运动，目标框中背景特征会不断变化，此时如果直接用目标框中所有特征的位移计算目标的变化会带来较大的误差，严重的甚至出现跟踪漂移，导致跟踪失败，因而有必要对跟踪框中目标自身的前景特征和背景特征予以区分。

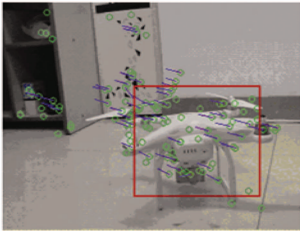


图5 目标框内前景与背景特征运动

Fig.5 Target frame foreground and background feature movement

区分特征是否属于前景特征的方式有多种，由于跟踪过程特征点位移较小，硬区分难度较高，故在此介绍一种简单的软区分方式，即基于几何隶属度的特征分类。其基本思想是假定目标框中大部分特征属于前景特征，则相对于框内的背景特征而言，前景特征在位置变化上有着更高的几何一致性，因而可以认为目标

框内几何一致性更高的特征更有可能属于前景特征。

根据上述思想，计算各个特征的前景权重的步骤如下。

1) 根据图像特征总体的几何变换，计算目标区域内特征的重投影误差均值 $\overline{\delta p_A}$ 。

2) 计算目标区域内每个特征的重投影误差 δp_i ， $\mathbf{p}_i \in A$ 与区域误差均值 $\overline{\delta p_A}$ 之差 $\Delta \delta p_i = \delta p_i - \overline{\delta p_A}$ 。

3) 排除 $\Delta \delta p_i$ 大于3倍标准差的特征，并重新计算 $\overline{\delta p_A}$ 。

4) 根据 $\Delta \delta p_i = \delta p_i - \overline{\delta p_A}$ 计算各个特征 α_i 的几何权重为

$$\eta_g^{(i)} = \frac{1}{|\Delta \delta p_i| + E_0} \quad (13)$$

式中， E_0 为权重灵敏度参数，用于调节 $\eta_g^{(i)}$ 对 $|\Delta \delta p_i|$ 变化的敏感性，在此取 $E_0 = 1$ 。 $\eta_g^{(i)}$ 即为特征 α_i 是否属于前景特征的评分， $\eta_g^{(i)}$ 越大越可能属于前景特征，该参数将作为目标区域最优更新时各个特征在目标函数中的权值。

2.2 目标区域最优更新

设目标框旋转缩放矩阵为 \mathbf{Q} ，其 k 时刻的中心坐标为 $\mathbf{c}^{(k)}$ ， $k-1$ 时刻的中心坐标为 $\mathbf{c}^{(k-1)}$ ，则目标框中的特征 $\mathbf{p}_i^{(k-1)} \in A^{(k-1)}$ 坐标变化可表示为

$$\mathbf{p}_i^{(k)} = \mathbf{Q}(\mathbf{p}_i^{(k-1)} - \mathbf{c}^{(k-1)}) + \mathbf{c}^{(k)} \quad (14)$$

故目标框变化 \mathbf{Q} ， $\mathbf{c}^{(k)}$ 的最优估计为

$$\min J(\mathbf{Q}, \mathbf{c}^{(k)}) = \sum_{\mathbf{p}_i^{(k-1)} \in A^{(k-1)}} \eta_g^{(i)} [\mathbf{Q}(\mathbf{p}_i^{(k-1)} - \mathbf{c}^{(k-1)}) + \mathbf{c}^{(k)} - \mathbf{p}_i^{(k)}]^2 \quad (15)$$

解得

$$\begin{cases} \mathbf{Q} = \left[\frac{\sum_{\mathbf{p}_i^{(k-1)} \in A^{(k-1)}} \mathbf{p}_i^{(k)} (\mathbf{p}_{r,i}^{(k-1)})^T - \overline{\mathbf{p}}^{(k)} \sum_{\mathbf{p}_i^{(k-1)} \in A^{(k-1)}} (\mathbf{p}_{r,i}^{(k-1)})^T}{\sum_{\mathbf{p}_i^{(k-1)} \in A^{(k-1)}} \mathbf{p}_{r,i}^{(k-1)} (\mathbf{p}_{r,i}^{(k-1)})^T - \overline{\mathbf{p}}_r^{(k-1)} \sum_{\mathbf{p}_i^{(k-1)} \in A^{(k-1)}} (\mathbf{p}_{r,i}^{(k-1)})^T} \right]^{-1} \\ \mathbf{c}^{(k)} = \overline{\mathbf{p}}^{(k)} - \mathbf{Q}(\overline{\mathbf{p}}_r^{(k-1)}) \end{cases} \quad (16)$$

$$\text{式中：}\overline{\mathbf{p}}_{r,i}^{(k-1)} = \mathbf{p}_i^{(k-1)} - \mathbf{c}^{(k-1)}; \overline{\mathbf{p}}_r^{(k-1)} = \frac{\sum_{\mathbf{p}_i^{(k-1)} \in A^{(k-1)}} \mathbf{p}_i^{(k-1)}}{n_A}; \overline{\mathbf{p}}^{(k)} = \frac{\sum_{\mathbf{p}_i^{(k-1)} \in A^{(k-1)}} \mathbf{p}_i^{(k)}}{n_A}; n_A \text{ 为 } k-1 \text{ 时刻目标中包含的特征个数。}$$

从而得到 k 时刻目标区域的最优更新 $(\mathbf{Q}, \mathbf{c}^{(k)})$ ，其中， \mathbf{Q} 为目标框的旋转缩放， $\mathbf{c}^{(k)}$ 为目标框中心坐标。

图6展示了相机运动条件下，基于单词化 SURF 特征跟踪对静态无人机的跟踪实验。第1~第80帧镜头抵近变化，第80~第240帧镜头视角旋转，第240~第300帧镜头远离目标。可以看到，无论是在距离变化还是在视角旋转的条件下，跟踪算法都保持着较好

的性能。

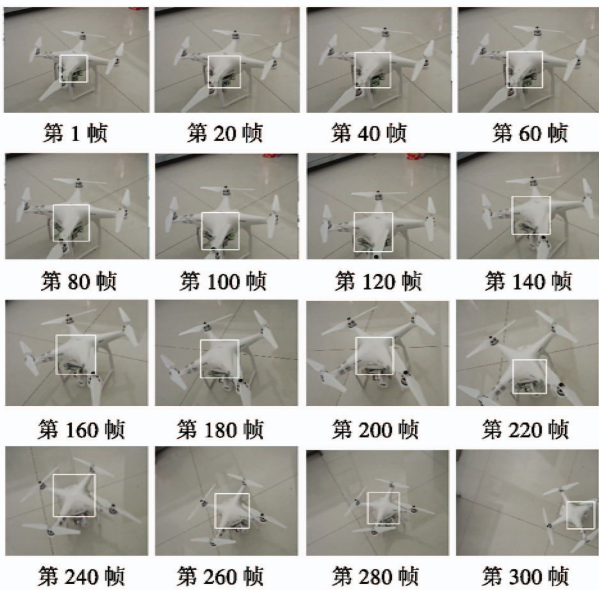


图 6 相机运动条件下对静态无人机的跟踪

Fig.6 Tracking of static drones under camera motion conditions

为了评估算法的有效性,共测试了 3 组图像,分别为 Surfer, Dancer 和 Car。这些图像序列中包含了上述实验中的挑战因素:姿态变化、旋转问题和抵近问题,并且把本文算法与传统的 Meanshift 算法以及 SURF 算法进行比较,如图 7、图 8 所示。

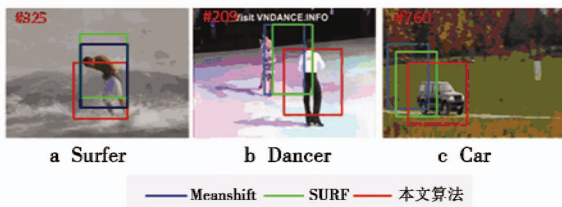


图 7 各种算法在测试图像序列上的跟踪性能对比

Fig.7 Screenshots of tracking results of three algorithms on the example sequences

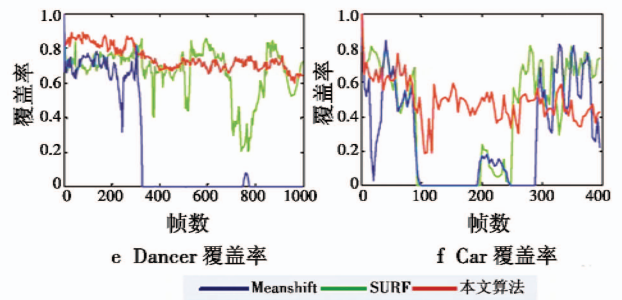
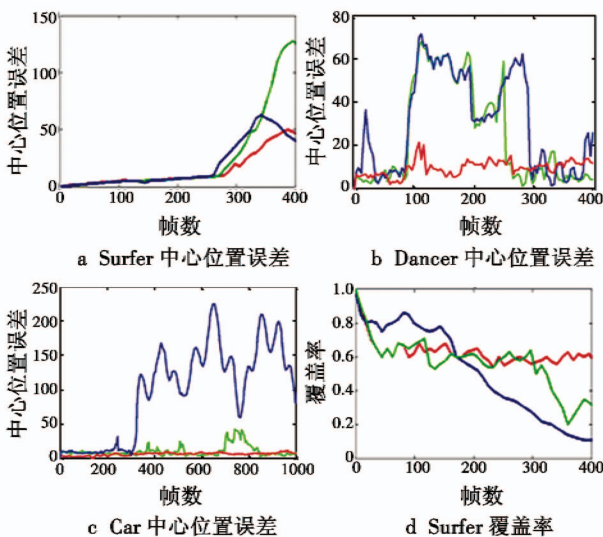


图 8 在 3 组图像序列中的中心位置误差曲线和覆盖率曲线对比结果

Fig.8 Comparison of the proposed method with existing methods on three example sequences

从图 7 和图 8 可以看出,Meanshift 算法和 SURF 算法跟踪框中心位置与目标实际框中心位置相差较大,且重叠区域少,不能有效地应对形变、旋转和目标抵近的问题,而本文算法有效地解决了上述问题,实现对目标的鲁棒跟踪。

3 结论与展望

本文介绍了一种基于局部特征跟踪的目标跟踪方法,该方法以单词化的局部特征跟踪为基础,通过目标框内的特征运动对目标框的变化进行最优估计。由于采用 BoVW 单词化的特征描述形式,该算法从结构上不依赖于特定特征类型,且对目标区域内的前景特征与背景特征有着较好的软区分能力。

但该算法存在两个基本问题。1) 由于不同类型特征的密度、稳定性与鲁棒性不同,算法的目标跟踪性能对特征类型较为依赖,这是该算法的一大短板,该问题可以通过在匹配过程中引入目标区域灰度值的网格化统计直方图加以弥补。2) 在软硬件配合上,由于普通相机采用逐行曝光模式,相机以及目标的运动会造成图像拖影,导致特征提取不稳定,降低特征跟踪性能,这对目标跟踪有着非常大的影响。针对该问题有两种常用解决办法:使用无拖影的全局快门相机,或者采用算法还原图像中的运动拖影。当前采用硬件处理的方法较为常见,算法还原尚有技术问题亟待解决。

参考文献

[1] JIA Z, BALASURIYA A, CHALLA S. Recent developments in vision based target tracking for autonomous vehicles navigation[C]//IEEE Intelligent Transportation Systems Conference, 2006:765-770.

[2] TAI J C, TSENG S T, LIN C P, et al. Real-time image tracking for automatic traffic monitoring and enforcement applications[J]. Image and Vision Computing, 2004, 22

- (6):485-501.
- [3] HARITAOGLU I, FLICKNER M D. Detection and tracking of shopping groups in stores[C]//Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2001;I-431-I-438.
- [4] HARITAOGLU I, HARWOOD D, DAVIS L S. W4: real-time surveillance of people and their activities[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2000, 22(8):809-830.
- [5] AWERBUCH B, PELEG D. Concurrent online tracking of mobile users [C]//Proceedings of the Conference on Communications Architecture and Protocols, 1991; 221-233.
- [6] 王鑫,徐立中. 图像目标跟踪技术[M]. 北京: 人民邮电出版社,2012.
- [7] 周明珠,周治平,孙子文. 基于全局和局部信息的目标跟踪算法[J]. 光电工程,2015(4):19-24.
- [8] 初红霞,谢忠玉,王君祥,等. 空间相关背景加权直方图均值漂移目标跟踪[J]. 控制与决策,2014,29(3):528-532.
- [9] 闫河,刘婕,王朴,等. 基于 SUSAN 角点和 HSV 颜色模型的粒子滤波目标跟踪算法[J]. 计算机应用与软件, 2016, 33(5):173-176, 221.
- [10] 孙继银,孙向东,王忠,等. 前视红外景象匹配技术[M]. 北京:科学出版社,2011.
- [11] 卢建国,蔡安妮,李莉丽. 基于局部模板匹配的运动目标跟踪[J]. 光电子·激光,2011,22(2):297-301.
- [12] 陈瑞文. 基于改进的 BoVW 模型的图像检索方法研究[J]. 重庆科技学院学报:自然科学版,2015,17(5):77-79.

(上接第66页)

- [85] 姜凯峰,周明,门金柱. 火箭助飞鱼雷作战使用中直升机安全问题初探[J]. 鱼雷技术,2010,18(1):72-75.
- [86] 刘兴林,鄂群,刘德才,等. 舰机协同反潜中影响直升机引导水面舰艇鱼雷攻击效果的误差因素分析[J]. 舰船科学技术,2010,32(5):76-79.
- [87] 曲延明,杨军,周明,等. 舰机协同使用火箭助飞鱼雷攻潜中的舰艇占位方法[J]. 鱼雷技术,2011,19(4):303-306.
- [88] 鄂群,马远良,刘德才,等. 水面舰艇引导直升机鱼雷攻击误差分析[J]. 鱼雷技术,2009,17(5):72-76.
- [89] 陶万成,杨日杰,熊雄,等. 航空深弹投放模型及空中弹道仿真[J]. 海军航空工程学院学报,2011,26(5):525-529.
- [90] 孙明太,任东彦,李居伟,等. 使用航空深弹驱赶潜艇建模与仿真[J]. 鱼雷技术,2012,20(6):449-453.
- [91] 姜选凯,赵学涛,贾跃. 航空自导深弹攻潜命中概率分析[J]. 火力与指挥控制,2009,34(8):64-67.
- [92] 郑晓庆,杨日杰,赵轩坤. 投放时机和投放位置对航空攻潜武器命中概率的影响[J]. 测试技术学报,2013,27(1):87-92.
- [93] 吴芳,吴铭,高青伟,等. 飞机运动态势对航空深弹入水点散布影响分析[J]. 火力与指挥控制,2016,41(4):35-37.

(上接第83页)

- [7] 刘文浩,鲁世红,王伟. 基于可靠性数据的航材备件需求预测方法[J]. 航空计算技术,2017,47(4):53-56.
- [8] SALMAN S, CASSADY C R, POHL E A, et al. Evaluating the impact of cannibalization on fleet performance [J]. Quality and Reliability Engineering International, 2007, 23(4):445-457.
- [9] 杨秉喜,李金国,张义芳,等. 备件供应规划要求(GJB4355-2002)[S]. 北京:中国人民解放军总装备部,2003.
- [10] 崑诗松,程依明,濮晓龙. 概率论与数理统计教程[M]. 2版. 北京:高等教育出版社,2011.
- [11] 王玉龙,金灿,冉红亮,等. 威布尔分布备件的蒙特卡洛模拟配置[J]. 辽宁工程技术大学学报:自然科学版,2018(1):159-162.
- [12] 张志华. 可靠性理论及工程应用[M]. 北京:科学出版社,2012.