

无人机多机动目标自主探测与跟踪

张音哲[†], 刘贵喜, 李 斯, 黄楠楠

(西安电子科技大学 机电工程学院, 陕西 西安 710071)

摘要: 无人机机载相机图像中机动目标尺寸较小而且会发生显著变化, 加上大量的背景噪声干扰, 给目标探测和跟踪带来很大困难. 针对这些问题, 本文提出了一种在无人机机载相机图像序列中自主探测与跟踪多个机动目标的方法. 首先, 提取目标的图像数字特征并采用级联分类算法进行特征分类, 得到目标的强分类器, 对目标进行自主探测搜索. 然后, 基于全局最优关联算法对探测回波进行关联滤波, 实现对多个机动目标的跟踪与识别, 其中最优关联代价矩阵融合了距离和方向信息, 提高了关联和跟踪的鲁棒性. 将无人机航拍图像序列中的地面坦克作为目标进行实验, 结果表明本文算法可以实现对多个机动目标的自主探测和跟踪, 并具有较好的跟踪鲁棒性.

关键词: 无人机; 多目标; 自主探测; 关联滤波; 目标跟踪

中图分类号: V249 文献标识码: A

Autonomous detection and tracking of multiple maneuvering targets for unmanned aerial vehicles

ZHANG Yin-zhe[†], LIU Gui-xi, LI Si, HUANG Nan-nan

(School of Mechano-Electronic Engineering, Xidian University, Xi'an Shaanxi 710071, China)

Abstract: The interested targets in UAV (unmanned aerial vehicles) aerial image sequences are always small in size, and have significant changes in appearance when coupled with a lot of background noises, making the target detection and tracking a very difficult task. To solve these problems, this paper presents a method to autonomously detect and track multiple maneuvering targets in UAV aerial image sequences. Firstly, image features of the targets are extracted and classified through cascade classification algorithms to obtain the strong classifier of the targets; then, the targets can be autonomously detected by using the classifier. The detection results are associated and filtered through global optimal association algorithms to achieve the purpose of tracking and recognition of multiple maneuvering targets. The optimal association-cost matrix is simultaneously fused with distance and direction information which can improve the tracking robustness. Using the ground tanks in UAV aerial image sequences as the interested targets, the experimental results showed that the proposed method can autonomously detect and track multiple maneuvering targets with desired tracking robustness.

Key words: unmanned aerial vehicles; multiple targets; autonomous detection; association filtering; target tracking

1 引言(Introduction)

无人机多机动目标自主探测与跟踪技术是无人机应用技术研究的重点之一. 对多个机动目标进行自主探测与跟踪是无人机完成很多任务所必需的能力, 在军民领域具有重要应用价值. 相比于其他跟踪场景, 无人机多目标探测与跟踪将面临更多问题: 1) 植被建筑遮挡、沙土扬尘等都会削弱目标特征, 加大环境噪声; 2) 目标的强机动性给运动模型建立带来很大困难; 3) 无人机与目标的相对机动使目标尺寸和形态发生显著变化; 4) 机载相机图像中背景剧烈变化, 引入

大量背景噪声; 5) 机载相机图像中目标尺寸很小, 导致可利用的目标特征不明显. 上述问题给目标探测与跟踪带来了很大困难.

很多学者已经开始针对无人机多目标探测与跟踪技术展开研究^[1-5], 并取得很多重要进展. 对于多目标跟踪关联问题, 主要方法有最临近关联^[6], 联合概率关联^[7], 概率假设密度跟踪^[8], 多假设跟踪^[9], 蒙特卡洛数据关联^[10], 能量最小化^[11], 轨迹片段关联^[12]等.

在上述基础上, 本文提出了一种无人机多机动目标自主探测与跟踪方法, 可以在复杂场景中自主探测

收稿日期: 2015-05-26; 录用日期: 2015-09-25.

[†]通信作者. E-mail: zhangyinzhe0810@126.com; Tel.: +86 18392881419.

国防预研基金项目(Y42013040181, Y420150401XX), 国家部委十二五科技项目(Y31011040315), 中央高校基本科研业务费专项资金项目(NSIY191414)资助.

Supported by Preliminary Research Foundation of National Defence Science and Technology (Y42013040181, Y420150401XX), National Ministries Research of Twelfth Five projects (Y31011040315), Fundamental Research Funds for the Central Universities (NSIY191414).

出多个感兴趣机动目标(地面坦克),并分别对其进行跟踪。

2 目标特征提取与分类(Target feature extraction and classification)

2.1 目标特征提取(Target feature extraction)

迷彩伪装的坦克纹理特征显著,且具有特定的轮廓形状,因此选择纹理特征和轮廓特征来描述坦克目标较为合理。

LBP(local binary pattern)是一种图像局部纹理特征算子,具有旋转和灰度不变性等优点。因此,采用LBP算子提取目标纹理特征,方法如下:

1) 将目标图像样本统一为 32×32 尺寸,并将其划分成4个 16×16 的图像块;

2) 对图像块的每个像素点采用LBP₈算子计算LBP特征值^[13],然后对每个图像块的LBP特征值进行直方图统计,共得到4个直方图。LBP₈算子共有256种模式,因此每个直方图的维数为256;

3) 将4个直方图顺序连接,得到一个1024维直方图,并用向量 \mathbf{v}_L 表示,即为目标纹理特征向量。

目标轮廓特征基于图像势能概念^[14]提取,方法如下:

1) 将目标图像样本统一为 64×64 尺寸,用Laplacian算子进行边缘检测并进行二值化,得到目标轮廓二值图像;

2) 计算目标轮廓二值图像横轴和纵轴方向的势能序列 \mathbf{x} 和 \mathbf{y} , \mathbf{x} 和 \mathbf{y} 均为64维向量;

3) 将向量 \mathbf{x} 和 \mathbf{y} 顺序连接,得到128维向量 \mathbf{v}_c ,即为目标轮廓特征向量。

2.2 特征融合与分类(Target feature fusion and classification)

将纹理特征向量 \mathbf{v}_L 和轮廓特征向量 \mathbf{v}_c 进行融合。设

$$\mathbf{v}_L = (v_L^1, v_L^2, \dots, v_L^{1024}), \quad (1)$$

$$\mathbf{v}_c = (v_c^1, v_c^2, \dots, v_c^{128}). \quad (2)$$

1) 将 \mathbf{v}_L 和 \mathbf{v}_c 每一维的值扩展到 $[0, 255]$ 范围,得到统一化特征向量:

$$\mathbf{v}'_L = \frac{255}{\max(v_L^i, i=1, \dots, 1024)} (v_L^1, v_L^2, \dots, v_L^{1024}), \quad (3)$$

$$\mathbf{v}'_c = \frac{255}{\max(v_c^k, k=1, \dots, 128)} (v_c^1, v_c^2, \dots, v_c^{128}). \quad (4)$$

其中: $i \in [1, 1024], k \in [1, 128]$;

2) 将统一化特征向量 \mathbf{v}'_L 和 \mathbf{v}'_c 顺序连接,得到1152维融合特征向量 \mathbf{v} 。 \mathbf{v} 即为最终提取的目标图像数字特征。

采用Adaboost级联分类算法对上述图像特征进行分类,得到目标的强分类器,并用于对目标的自主探测搜索。

在多目标探测和跟踪过程中,不可避免地存在遮挡等问题,使目标的完整性发生缺失,严重影响目标分类器的探测结果。充分利用目标的运动信息对其进行运动估计和跟踪关联是处理目标遮挡和目标完整性缺失问题的重要方法。

3 多机动目标运动估计和跟踪关联(Multiple maneuvering targets motion estimation and tracking association)

3.1 机动目标运动模型(Maneuvering target motion model)

由于无人机的高度优势,视野较大,地面目标在机载相机像平面上的运动较为平缓,因此可选用计算简单的匀速模型来描述目标的运动。此外,可将目标的加速度作为过程噪声加入系统,以适应目标的机动性。目标运动模型定义如式(5)和式(6)所示^[8]。

$$\begin{cases} \mathbf{x}_{k+1} = F\mathbf{x}_k + C\mathbf{u}_k + G\mathbf{w}_k, \\ \mathbf{z}_k = H\mathbf{x}_k + \mathbf{v}_k, \end{cases} \quad (5)$$

$$\begin{cases} F = \begin{pmatrix} 1 & T & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}, \\ C = G = \begin{pmatrix} \frac{T^2}{2} & 0 \\ T & 0 \\ 0 & \frac{T^2}{2} \\ 0 & T \end{pmatrix}, \\ H = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{pmatrix}. \end{cases} \quad (6)$$

其中: $\mathbf{x}_k = [x(k), \Delta x(k), y(k), \Delta y(k)]$ 是目标 k 时刻的状态; $\mathbf{u}_k = [a_x(k), a_y(k)]$, $a_x(k)$ 和 $a_y(k)$ 分别是目标 x 和 y 方向的加速度,将其假设为过程噪声 $a_x(k), a_y(k) \sim N(0, \sigma^2)$; \mathbf{w}_k 和 \mathbf{v}_k 分别是系统噪声和观测噪声。

基于上述运动模型,结合Kalman滤波器对目标进行运动估计。

3.2 多目标跟踪关联(Multiple targets tracking association)

分类器对目标探测的结果即为探测回波。本文采用最优分配方法实现跟踪关联,假设共有 m 个目标和 n 个探测回波,跟踪关联代价矩阵为

$$C = \begin{bmatrix} c_{11} & c_{12} & \cdots & c_{1n} \\ c_{21} & c_{22} & \cdots & c_{2n} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ c_{m1} & c_{m2} & \cdots & c_{mn} \end{bmatrix}. \quad (7)$$

其中 $c_{ij}, i \in [1, m], j \in [1, n]$ 是第 j 个探测回波与第 i 个目标的关联代价。

如图1所示, θ_{ij} 为第 i 个目标位置到第 j 个探测回波的向量与目标速度之间的夹角, r_{ij} 为第 i 个目标预测位置到第 j 个探测回波的距离. c_{ij} 应同时反映距离和方向的代价, 其计算方法为

$$c_{ij}^\theta = \frac{\theta_{ij}}{\max(\theta_{pq}, p = 1, \dots, m; q = 1, \dots, n)}, \quad (8)$$

$$c_{ij}^r = \frac{r_{ij}}{\max(r_{pq}, p = 1, \dots, m; q = 1, \dots, n)}, \quad (9)$$

$$c_{ij} = c_{ij}^\theta + c_{ij}^r. \quad (10)$$

其中: c_{ij}^θ 和 c_{ij}^r 分别为归一化的方向和距离代价, $c_{ij}^\theta, c_{ij}^r \in [0, 1]$; c_{ij} 为第 j 个探测回波与第 i 个目标的总关联代价, 由此构建关联代价矩阵 C .

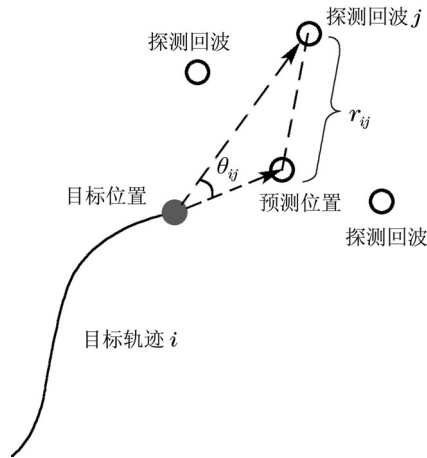


图 1 关联代价图示

Fig. 1 Illustration of the association cost

由于存在探测杂波, 通常目标数 m 和探测回波数 n 不相等, 是典型的非平衡分配问题. 本文采用文献 [15] 的方法将非平衡分配问题转化为平衡分配问题:

1) 当 m 大于 n 时, 构造 $m - n$ 个虚拟探测回波, 其对应的关联代价设为 0, 则修正的关联代价矩阵为

$$C_1 = [C | M], \quad (11)$$

其中 M 为 m 行 $m - n$ 列的零矩阵;

2) 当 m 小于 n 时, 构建 $n - m$ 个虚拟目标, 其对应的关联代价设为 0, 则修正的关联代价矩阵为

$$C_2 = \begin{bmatrix} C \\ N \end{bmatrix}, \quad (12)$$

其中 N 为 $n - m$ 行 n 列的零矩阵.

经过修正关联分配问题变为平衡分配问题:

$$\begin{cases} \min z = \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^k c_{ij} x_{ij}, \\ \text{s.t. } \sum_{j=1}^k x_{ij} = 1, i = 1, 2, 3, \dots, k, \\ \sum_{i=1}^k x_{ij} = 1, j = 1, 2, 3, \dots, k, \\ x_{ij} = 0 \text{ 或 } 1, i, j = 1, \dots, k. \end{cases} \quad (13)$$

上述平衡最优分配问题采用 Hungarian 算法进行求解.

3.3 跟踪关联结果的进一步处理(Further processing of the tracking association results)

由于存在目标消失, 新生目标出现, 非平衡关联分配等复杂情况, 对跟踪关联结果进行进一步处理很有必要:

1) 如果目标 i 没有分配到探测回波, 则用预测值更新 Kalman 滤波器, 并令隔帧计数器加 1. 直到重新分配到探测回波, 将隔帧计数器清零, 并用新的探测回波更新 Kalman 滤波器. 若隔帧计数器的值超过阈值 f_t , 认为目标消失, 将该目标清除;

2) 如果目标 i 分配到探测回波 j , 但关联代价 c_{ij} 大于阈值 c_t , 则认为目标 i 没有分配到探测回波, 转 1) 进行处理;

3) 如果目标 i 分配到探测回波 j , 且关联代价 c_{ij} 小于阈值 c_t , 则用此探测回波更新 Kalman 滤波器;

4) 搜索尚未被分配到任何目标的探测回波, 视为候选新生目标, 为其分配 Kalman 滤波器进行试跟踪. 若跟踪轨迹长度可以达到阈值 l_t , 则确定其为真实新生目标并继续跟踪; 否则认定其为随机错检回波, 不予跟踪和标示.

本文算法总体流程如图 2 所示.

4 实验结果及分析(Experimental results and analysis)

4.1 本文算法实验结果及分析(Experimental results and analysis using the proposed algorithm)

采用不同图像特征和不同分类算法训练不同的目标分类器, 并将其探测效果进行对比, 结果如表 1 所示. 从表 1 看出, 由于本文采用两种图像特征的融合特征作为目标的特征, 可以更加充分地描述目标, 提高了目标探测的正确率, 同时降低了虚警率.

采用本文方法训练目标分类器, 并选定阈值 f_t 为 10, c_t 为 0.3, l_t 为 15, 对探测回波进行跟踪滤波, 结果如图 3 所示. 图 3(a) 中, 目标 1 在第 342 帧到第 446 帧之间被烟尘短暂遮挡; 图 3(b) 中, 目标 0 在第 559 帧到第 728 帧之间被铁路高架桥短暂遮挡; 图 3(c) 中, 目标 2 在第 724 帧到第 858 帧之间被树木短暂遮挡, 由于跟踪过程中对每个目标分别采用 Kalman 滤波器进行状态预测, 并对探测结果进行了有效地关联滤波, 上述目标

在短暂遮挡过后,可以再次被跟踪上.图3(a)中,目标0,目标1,目标3和目标4在第613帧到第715帧之间发生近距离的轨迹交叉,之后其各自的跟踪ID号保持不变,说明本文算法在目标相距较近且发生轨迹交叉时,仍能保持一定的关联准确度.在跟踪过程中,目标由于视角的变化会发生显著变化,从实验结果可以看出,本文算法对跟踪过程中目标的变化具有较好的适应性.

表1 不同目标探测方法对比

Table 1 Comparison of the target detection methods

目标图像特征和分类方法	样本数量/个	正确率/%	虚警率/%
HOG+SVM	正: 3000 负: 5000	89.7	15.9
Haar+Adaboost	正: 3000 负: 5000	92.3	7.4
LBP+Adaboost	正: 3000 负: 5000	93.9	8.3
本文方法	正: 3000 负: 5000	95.2	4.5

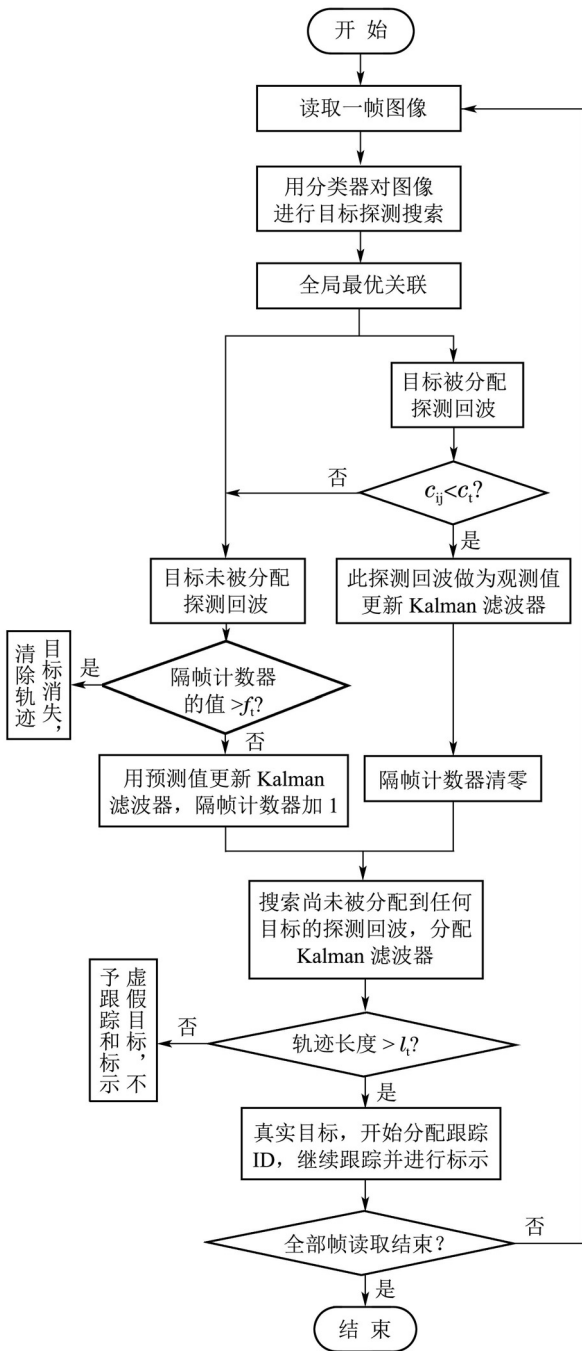
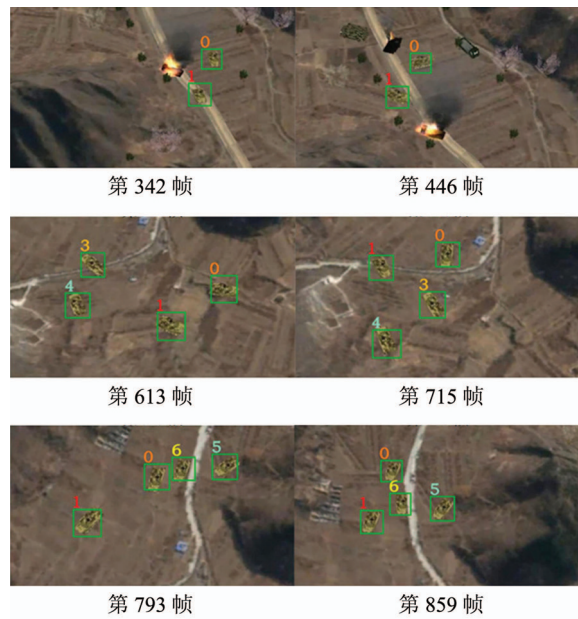


图2 算法总体流程图

Fig. 2 Overall algorithm flowchart

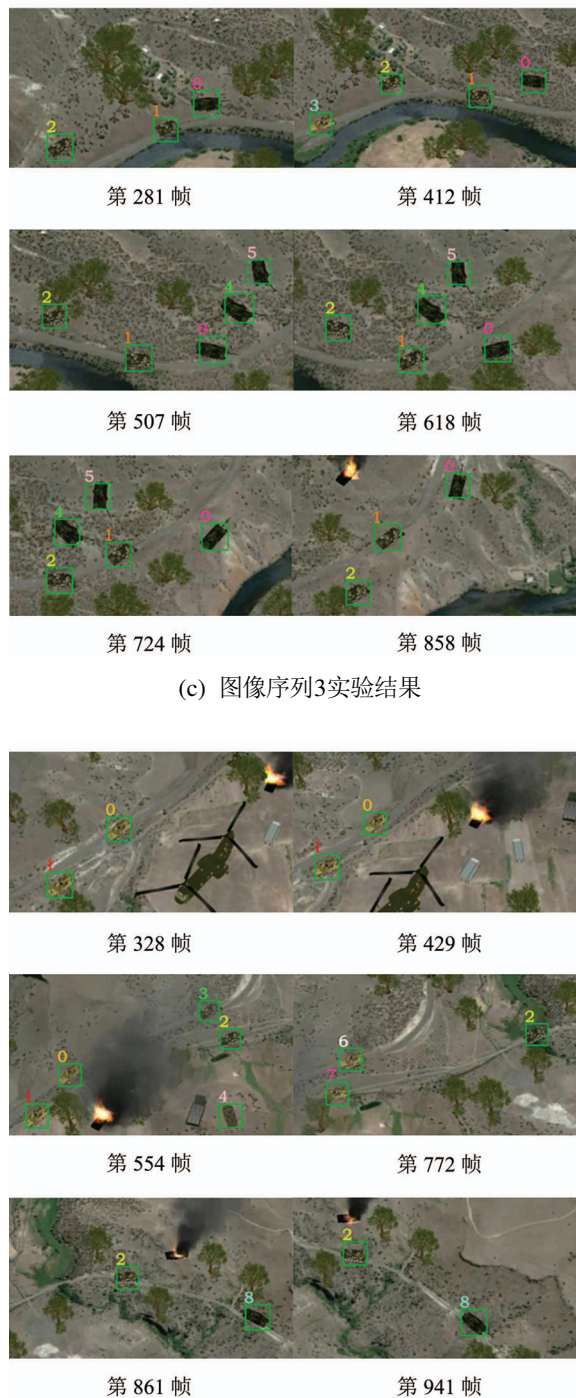
由图3实验结果可以看出在复杂战场场景中,本文算法可以实现对多个机动目标的自主探测和跟踪,并具有较好的跟踪鲁棒性.



(a) 图像序列1实验结果



(b) 图像序列2实验结果



(c) 图像序列3实验结果

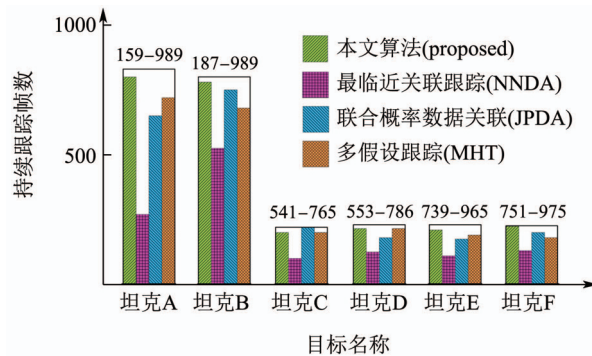
(d) 图像序列4实验结果

图 3 本文算法实验结果

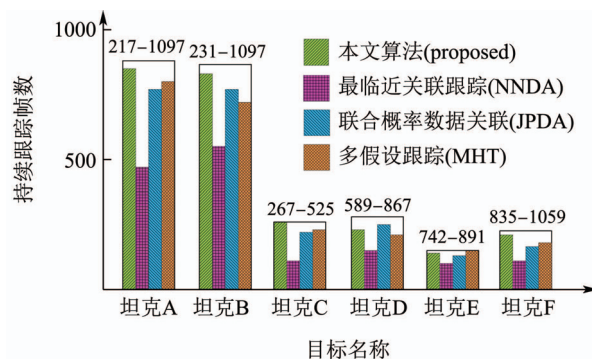
Fig. 3 Experimental results of the proposed algorithm

4.2 跟踪鲁棒性对比(Comparison of the tracking robustness)

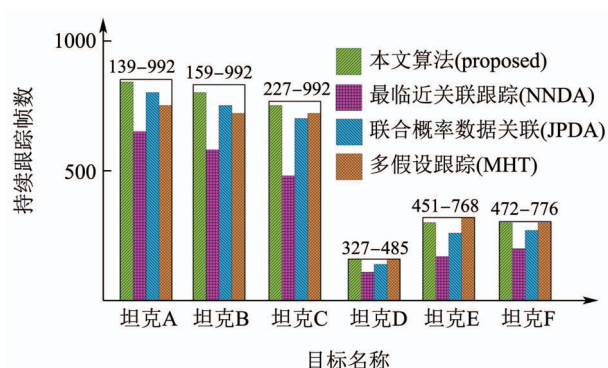
将本文算法与其他算法的跟踪鲁棒性进行对比, 结果如图4所示. 图4中, 每辆坦克对应的柱状图上的数字(如159~989)为该坦克出现在视野中的起始帧和结束帧, 条形图的高度值为持续跟踪的帧数. 由图4看出, 本文算法的跟踪鲁棒性具有一定程度的提高.



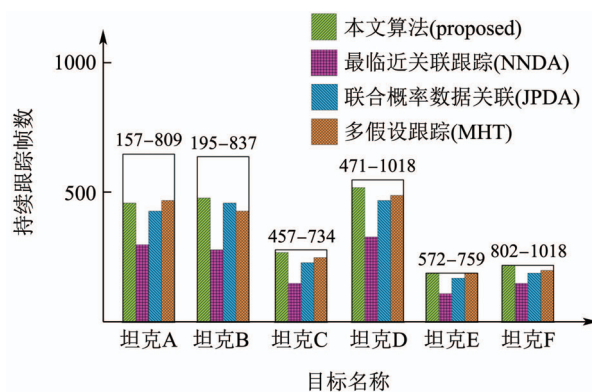
(a) 图像序列1对比结果



(b) 图像序列2对比结果



(c) 图像序列3对比结果



(d) 图像序列4对比结果

图 4 跟踪鲁棒性对比结果

Fig. 4 Comparison of the tracking robustness

5 结论(Conclusions)

本文首先对目标数字特征的提取和分类方法进行了研究,通过特征提取和分类得到目标分类器,并用于对目标的自主探测搜索.然后基于全局最优关联方法对探测回波进行关联滤波,实现了对多个机动目标的同时跟踪与识别.在无人机机载相机图像序列上的实验结果表明本文算法可以实现对多个机动目标的自主探测和跟踪,并具有较好的跟踪鲁棒性.

参考文献(References):

- [1] YU Q, MEDIONI G. Motion pattern interpretation and detection for tracking moving vehicles in airborne video [C] // *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Miami: IEEE, 2009, 6: 2671 – 2678.
- [2] LIN Y, YU Q, MEDIONI G, et al. Efficient detection and tracking of moving objects in geo-coordinates [J]. *Machine Vision & Applications*, 2011, 22(3): 505 – 520.
- [3] TAO Z, NEVATIA R. Car detection in low resolution aerial images [J]. *Image & Vision Computing*, 2001, 21(8): 693 – 703.
- [4] YIN Z, COLLINS R. Belief propagation in a 3D spatio-temporal MRF for moving object detection [C] // *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Minneapolis: IEEE, 2007, 6: 1 – 8.
- [5] YANG B, SHARMA P, NEVATIA R. Vehicle detection from low quality aerial LIDAR data [C] // *IEEE Workshop on Applications of Computer Vision*. Hawaii: IEEE, 2011, 1: 541 – 548.
- [6] 朱晓钢, 杨兵, 许华杰. 支持无线传感器网络多目标跟踪的最邻近数据关联算法研究[J]. *计算机科学*, 2011, 38(5): 67 – 70. (ZHU Xiaogang, YANG Bing, XU Huajie. Nearest neighbor method data association algorithm to support multi-target tracking in WSN [J]. *Computer Science*, 2011, 38(5): 67 – 70.)
- [7] 万琴, 王耀南, 袁小芳. 改进联合概率数据关联的视频多目标快速跟踪[J]. *控制理论与应用*, 2011, 28(10): 1421 – 1430. (WAN Qin, WANG Yaonan, YUAN Xiaofang. Tracking multiple video objects based on improved joint probabilistic data association [J]. *Control Theory & Applications*, 2011, 28(10): 1421 – 1430.)
- [8] 刘贵喜, 周承兴, 王泽毅, 等. 用于多个机动目标的混合高斯概率假设密度跟踪器[J]. *控制理论与应用*, 2011, 28(8): 1087 – 1092. (LIU Guixi, ZHOU Chengxing, WANG zeyi, et al. Gaussian-mixture probability-hypothesis-density tracker for multiple maneuvering targets [J]. *Control Theory & Applications*, 2011, 28(8): 1087– 1092.)
- [9] JOO S W, CHELLAPPA R. A multiple-hypothesis approach for multi-object visual tracking [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2007, 16(11): 2849 – 2854.
- [10] OH S, RUSSELL S, SASTRY S. Markov Chain Monte Carlo data association for multi-target tracking [J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2009, 54(3): 481 – 497.
- [11] ANDRIYENKO A, SCHINDLER K. Multi-target tracking by continuous energy minimization [C] // *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Colorado Springs: IEEE, 2011, 6: 1265 – 1272.
- [12] DICLE C, SZNAIER M, CAMPS O. The way they move: tracking multiple targets with similar appearance [C] // *IEEE International Conference on Computer Vision*. Sydney: IEEE, 2013, 12: 2304 – 2311.
- [13] OJALA T, PIETIKÄINEN M, MÄENPÄÄ T. Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2002, 24(7): 971 – 987.
- [14] 陈雪松, 徐学军. 一种二值图像特征提取的新理论[J]. *计算机工程与科学*, 2011, 33(6): 31 – 36. (CHEN Xuesong, XU Xuejun. A new theory of feature extraction for binary images [J]. *Computer Engineering & Science*, 2011, 33(6): 31 – 36.)
- [15] 黄力伟, 许品刚, 王勤. 基于匈牙利算法求解的火力分配问题[J]. *火力与指挥控制*, 2007, 32(6): 25 – 28. (HUANG Liwei, XU Pingang, WANG Qin. Firepower distribution problems based on hungarian method [J]. *Fire Control & Command Control*, 2007, 32(6): 25 – 28.)

作者简介:

张音哲 (1990–), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为视觉多目标跟踪、图像处理和计算机视觉等, E-mail: zhangyinzhe0810@126.com;

刘贵喜 (1966–), 男, 博士, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为目标跟踪、计算机视觉、信息融合与组合导航、增强与合成视景等, E-mail: gxliu@xidian.edu.cn;

李斯 (1991–), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为视觉多目标跟踪、机器视觉等, E-mail: lisi_xdu@126.com;

黄楠楠 (1988–), 女, 硕士研究生, 主要研究方向为无人机视觉辅助导航、目标跟踪等, E-mail: 1607896949@qq.com.