

# 基于 ROI 特征匹配融合的图像多目标跟踪算法

雷琳 李智勇 粟毅

(国防科学技术大学电子科学与工程学院,长沙 410073)

**摘要** 在图像多目标跟踪问题中,针对图像匹配无法辨别同类别目标以及状态滤波难以对目标突发机动建模两个难点,提出了一种多特征匹配融合跟踪算法。该算法在基于局部方差图(standard deviation map,STDM)的目标检测结果的基础上,首先利用目标感兴趣区域(region of interest,ROI)的图像匹配来克服目标状态匹配误差的影响;然后利用状态特征匹配消除图像匹配识别的模糊性;最后在关联代价全局最优化框架下,将两者匹配结果融合,以提高多目标跟踪的正确率。

**关键词** 多目标跟踪 目标检测 关联代价 匹配

中图法分类号:TP391.41 文献标识码:A 文章编号:1006-8961(2008)03-0580-06

## Multi-target Tracking Based on Fusion of ROI Feature Matching

LEI Lin, LI Zhi-yong, SU Yi

(School of Electronic Science and Engineering, National University of Defense Technology, Changsha 410073)

**Abstract** There are two problems when tracking multiple targets in sequence images. Firstly, the target's kinematic state cannot be estimated accurately when target's abrupt maneuver happens. Secondly, the image matching method cannot discriminate the targets which belong to the same category. To resolve above problems, a novel multi-target tracking method based on fusion of target's feature matching is proposed. On base of target detection in local standard deviation map(STDM), the region of interest's(ROI) image matching result is used to reduce the error of state estimation matching, and the state estimation matching is used to reduce the ambiguity of image matching. Under the global optimal association cost frame, fusion of above two matches is realized to improve the accuracy of tracking, which can resolve the complex multi-target tracking problem availablely.

**Keywords** multi-target tracking, target detection, association cost, matching

## 1 引言

众所周知,多目标跟踪问题无论在军事方面,还是在民用方面都有着十分广泛的应用,同时红外和可见光侦察监视设备的大量应用,也推动了图像目标跟踪技术的快速发展。由于各种自然和人为干扰,以及目标机动性能的提高,使得目标之间交叉运动更为密集,造成获取的数据具有强烈的模糊及不确定性,因此对目标跟踪技术提出了更高的要求。

当前在图像序列中进行目标跟踪的方法大致可分为以下3种<sup>[1]</sup>:(1)基于运动分析的方法,其中典

型的有差分法、光流法等,此类算法在背景变化小、图像畸变极小和噪声干扰极小等情况下适用;(2)基于图像匹配识别的方法<sup>[2,3]</sup>,其中典型的有区域匹配、特征匹配等,此类方法的前提是图像中跟踪的目标单一;(3)基于状态滤波的方法<sup>[4]</sup>,其中典型的有Kalman滤波,粒子滤波等,此类方法需要在获取目标动态信息的基础上实施,且目标运动模型简单,易于估计。

对于多个动目标,目标识别不能与跟踪分开考虑。因为目标在运动,如果同一目标的信息不能持续相关上,则目标的识别信息就成为坏死信息<sup>[5]</sup>。对于此类目标,一方面可以利用图像识别的非动态信息来提高动态信息的跟踪性能;另一方面,由于非动态目

收稿日期:2007-07-30;改回日期:2007-12-03

第一作者简介:雷琳(1980~),女,2003年于国防科技大学获信息与通信工程专业硕士学位,现为国防科技大学信息与通信工程专业博士研究生。目前主要从事遥感图像处理、图像融合与目标识别技术研究。E-mail:alaleilin@163.com

标识信息难以区分类别相同的多个目标,因此也可利用累积的动态信息来提高图像识别信息的跟踪性能。下面通过图1中的简单想定来说明这一问题。

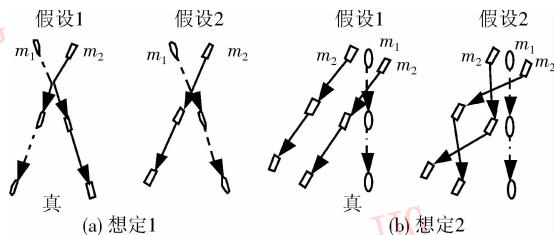


图1 两种多目标跟踪情况想定

Fig. 1 Two sample multi-target tracking scenarios

在图1(a)中,2个目标先在进行中汇合,然后突发机动,沿对方的路线继续运动。对于此种情况,如果仅利用状态信息进行滤波跟踪,则只有50%的几率获得正确的跟踪结果。如果将两目标的图像识别信息相比较,预期跟踪正确率将会有很大的改善。在图1(b)中,3个目标按照各自的直线路径运动,其中有两个目标属于同一类型,对于此种情况,如果仅利用图像识别信息,也只有50%的几率获得正确跟踪结果。如果将前后时刻目标的累积状态信息相比较,则预期跟踪结果也会有很大的改善。

因此,本文结合目标图像特征和状态特征的互补优势,提出了一种多特征匹配融合算法,用来解决机载或星载下视图像序列中的多目标跟踪问题。其思路是先用图像特征匹配克服目标运动状态估计误差的影响;然后用状态特征匹配消除由图像畸变或目标姿态变化等因素引起的图像匹配识别的模糊性;最后在全局最优化框架下,将两者的匹配结果融合,以提高多目标跟踪的整体性能。

## 2 图像多目标跟踪算法描述

### 2.1 算法流程

本文提出一种3步融合跟踪策略——检测、匹配融合、最优化关联代价。图2给出了整个算法的流程。该算法过程为:首先在后一时刻的图像中进行目标检测,主要是根据局部标准方差图(standard deviation map, STDM)提取包含目标的感兴趣区域(ROI)及其位置坐标,同时以ROI的质心位置参数作为状态特征观测,以ROI的图像灰度矩阵作为图像特征观测;然后将检测出的目标与前一时刻已经形成的目标轨迹按照关联假设进行配对,并计算每一对目

标-轨迹的状态匹配概率和图像匹配概率;最后,以融合后的匹配似然率为目标-轨迹的关联代价来构造关联代价矩阵,再通过寻求全局关联代价的极值来得到最终的关联假设,并以此更新各个轨迹的状态参数。整个融合关联策略由于克服了前述两种想定中的不确定性问题,从而使得跟踪结果更加稳健。

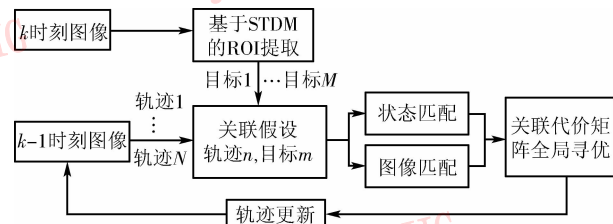


图2 基于ROI特征匹配融合的多目标跟踪流程图

Fig. 2 Flow chart of multi-target tracking based on fusion of ROI feature matching

### 2.2 数学描述

图像多目标跟踪中最主要的问题就是前后时刻的目标关联,它可以看作是一个2维分配问题<sup>[6]</sup>。假设k时刻获取的图像中有 $M(k)$ 个目标观测 $\mathbf{Z}(k) = \{\mathbf{Z}_m(k), m = 0, 1, \dots, M(k)\}$ ,  $k-1$ 时刻获取的图像已形成 $N(k-1)$ 个目标轨迹 $\mathbf{T}(k-1) = \{\mathbf{T}^{(n)}(k-1), n = 0, 1, \dots, N(k-1)\}$ (即与前一时刻关联上的目标)。若定义一个二值分配变量

$$a(k, m, n) = \begin{cases} 1 & \text{观测 } \mathbf{Z}_m(k) \text{ 分配给 } \mathbf{T}^{(n)}(k-1) \\ 0 & \text{其他} \end{cases}$$

则可用此形成整体关联矩阵

$$\mathbf{a}(k) = \{a(k, m, n); m = 0, 1, \dots, M(k); n = 0, 1, \dots, N(k-1)\}$$

其中, $m=0$ 对应没有观测, $n=0$ 对应虚构的目标轨迹,这主要是为了解决分配问题中的特殊情况。 $a(k, 0, n)$ 表示轨迹 $\mathbf{T}^{(n)}(k-1)$ 不与任何观测相关联,如在k时刻图像中第n个目标不再出现。同样, $a(k, m, 0)$ 对应第m个目标观测 $\mathbf{Z}_m(k)$ 不与 $\mathbf{T}(k-1)$ 中任何已存的目标轨迹相关联,这样的观测或来自新的目标或来自虚警。

令k时刻获取图像的第m个目标ROI观测为 $\mathbf{Z}_m(k) = \{\mathbf{z}_m(k), \mathbf{z}_m(k)\}$ ,其中 $\mathbf{z}_m(k)$ 是状态特征矢量, $\mathbf{z}_m(k)$ 是ROI图像。考虑到状态信息和灰度图像特征观察相互独立, $\mathbf{Z}_m(k)$ 源于目标轨迹 $\mathbf{T}^{(n)}(k-1)$ 的概率是状态(state,用S代表)匹配概率 $\Lambda_S(k, m, n)$ 和图像(image,用I代表)匹配概率 $\Lambda_I(k, m, n)$ 两者的乘积

$$\Lambda(k, m, n) = \Lambda_1(k, m, n) \Lambda_s(k, m, n) \quad (1)$$

关联的目的是找到最优分配  $\bar{a}(k)$  使得下面的全局关联代价最小

$$C(k|\mathbf{a}(k)) = \sum_{m=0}^{M(k)} \sum_{n=0}^{N(k-1)} a(k, m, n) c(k, m, n) \quad (2)$$

$$\bar{\mathbf{a}}(k) = \arg \min_{\mathbf{a}(k)} C(k|\mathbf{a}(k)) \quad (3)$$

式中,

$$c(k, m, n) = -\ln \Lambda(k, m, n) \quad (4)$$

可见,跟踪的关键问题就是如何获取正确合理的目标特征匹配概率  $\Lambda$ 。

### 3 图像目标检测

为了自动确定图像中可能存在目标的 ROI,需要通过图像分割来把可能的目标从背景中分离出来。由于目标检测的有效性依赖于对目标特性、背景特性以及应用环境的先验知识,并取决于目标及背景的鉴别能力,因此关键是选取有效的鉴别特征。

本文所用的自动目标检测 (automatic target detection, ATD) 算法是基于选择性视觉注意机制的方法,其思路是利用局部统计量提取 ROI<sup>[7]</sup>。Snorrason 等评估了局部方差图,并发现局部对比度对灰度静态图像中的目标视觉搜索是最具潜能的特征。由于利用方差特征可以增强与局部邻域显著不同的物体和模式,因此本文在算法中使用局部方差来刻画图像的局部特征,即首先根据输入的图像建立一个标准方差图;然后利用局部自适应分割从 STDM 中选择较高的标准差值来提取 ROI,因为 STDM 中大的值代表图像中的强边界和显著像素;最后利用特定的先验知识消除虚假 ROI。

#### 3.1 ROI 检测

首先根据图像分辨率及关注目标的尺寸,利用大小适中的低通均值滤波器来平滑输入图像,以便消除异常像素;然后使用  $N \times N$  大小的掩膜卷积器建立 STDM,卷积器对像素点  $(x, y)$  的响应如下:

$$STDM(x, y) = \frac{1}{N^2} \left[ \sum_{i=x-M}^{x+M} \sum_{j=y-M}^{y+M} f(i, j)^2 - \frac{1}{N^2} \left( \sum_{i=x-M}^{x+M} \sum_{j=y-M}^{y+M} f(i, j) \right)^2 \right] \quad (5)$$

式中,  $f(i, j)$  为像素  $(i, j)$  的灰度值,  $M = \lfloor N/2 \rfloor$ 。由于对 STDM 图进行分割后,一个目标将会产生多个检测点,所以在目标区域内检测出的像素点会聚集成一团。

然后就可提取出包含某一团块的图像区域供后续鉴别阶段处理。在分割后还要通过形态学滤波<sup>[8]</sup>来剔除孤立点和较小的斑块,这将极大地减少 ROI 的数目。

#### 3.2 ROI 鉴别

在任何实际的图像中,检测阶段一般都会存在虚警。为了尽可能的减少虚假目标,需要对提取出的 ROI 进行鉴别。本文利用以下 3 种几何结构特征来定义目标:①边界长度,即 ROI 中目标的边缘长度;②长宽比,可用目标最小外接矩形的两个正交轴来表示物体的长度和宽度,而两者的比值即为长宽比;③形状复杂度,即目标边界长度与面积的比值。只有参数在这 3 个标准规定范围内的 ROI 才被认为含有真实目标。图 3、图 4 给出了典型车辆序列图像的 STDM、自适应分割结果及鉴别结果。

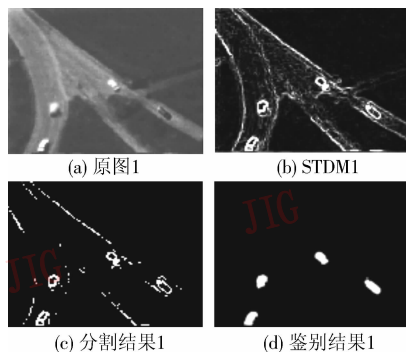


图 3 车辆序列图像 1 及检测结果

Fig. 3 Sequence images 1 and detection results

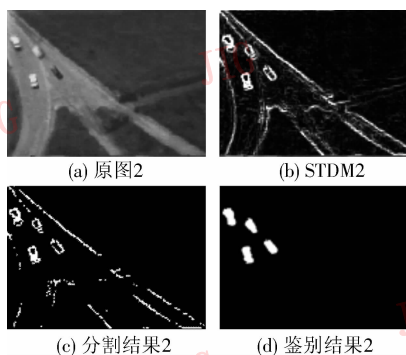


图 4 车辆序列图像 2 及检测结果

Fig. 4 Sequence images 2 and detection results

### 4 目标特征匹配

#### 4.1 图像匹配概率获取<sup>[3]</sup>

当目标在图像中发生显著平移、伸缩、旋转,以及光照变化或部分遮挡时,则匹配的稳定性就将大大降低。传统的基于平移模型的方法是仅以目标发

生平移运动为假设前提的,难以有效描述目标在机载或星载图像中通常会发生的缩放、旋转和斜切等变化。本文采用仿射变换模型来描述目标在不同图像中的复杂变化,目标变化模型越详尽,则以其为基础的算法就能得到更高的匹配精度。

令  $\mathbf{r} = [x, y]^T$  为原图像  $f$  中某点的2维坐标,  $\hat{\mathbf{r}}$  为仿射变换  $\mathbf{U}$  作用后图像  $g$  中与之对应点的坐标,则有

$$\hat{\mathbf{r}} = \mathbf{U} \circ \mathbf{r} = \mathbf{A}\mathbf{r} + \mathbf{b} = \begin{bmatrix} a_1 & a_2 \\ a_3 & a_4 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} b_1 \\ b_2 \end{bmatrix} \quad (6)$$

对于来自同一目标的两幅图像切片,则有

$$f(\mathbf{r}) = \alpha g(\hat{\mathbf{r}}) + e + n$$

$\alpha$  为图像对比度因子,  $e$  为平均灰度偏差,它们可以看作是由于非均匀照度变化引起的。 $n$  是独立于图像信号的均值为0、方差为  $\delta_1^2$  的高斯白噪声。一般而言,  $\delta_1^2$  远小于目标模式的变化,图像  $f$  与  $g$  匹配的概率密度函数为

$$L(\mathbf{U}) = p[g(\hat{\mathbf{r}}) | f(\mathbf{r})] = \frac{1}{(\sqrt{2\pi}\delta_1)^{K_1 K_2}} \cdot \exp\left\{-\frac{1}{2\delta_1^2} \sum_{\mathbf{r} \in \mathbf{K}} \left[ (f(\mathbf{r}) - \bar{f}) - \alpha(g(\hat{\mathbf{r}}) - \bar{g}(\mathbf{U})) \right]^2\right\} \quad (7)$$

$\bar{f}$  和  $\bar{g}(\mathbf{U})$  分别为图像  $f$  和  $g$  的均值估计。 $\mathbf{K} = [1, K_1] \times [1, K_2]$  为图像坐标域,而  $L(\mathbf{U})$  的最大似然估计就是两幅图像的匹配概率。进一步化简,得  $L(\mathbf{U}) \propto \rho_{f,g}(\mathbf{U}) =$

$$\frac{\sum_{\mathbf{r} \in \mathbf{K}} (f(\mathbf{r}) - \bar{f}) \cdot (g(\hat{\mathbf{r}}) - \bar{g}(\mathbf{U}))}{\left( \sum_{\mathbf{r} \in \mathbf{K}} (f(\mathbf{r}) - \bar{f})^2 \right)^{1/2} \left( \sum_{\mathbf{r} \in \mathbf{K}} (g(\hat{\mathbf{r}}) - \bar{g}(\mathbf{U}))^2 \right)^{1/2}} \quad (8)$$

$\rho$  就是图像互相关系数。然后再对图像进行去均值归一化处理,即令  $\sum_{\mathbf{r} \in \mathbf{K}} f(\mathbf{r}) = 0, \sum_{\mathbf{r} \in \mathbf{K}} f(\mathbf{r})^2 = 1$ , 则  $k$  时刻第  $m$  个目标 ROI 与  $k-1$  时刻第  $n$  个目标 ROI 匹配的概率为

$$A_1(k, m, n) = \sum_{\mathbf{r} \in \mathbf{K}} f_n(\mathbf{r}) g_m(\mathbf{A}\mathbf{r} + \mathbf{b}) \quad (m > 0, n > 0) \quad (9)$$

#### 4.2 仿射不变相关实现

在确定两目标图像特征相似性大小的同时,  $\mathbf{U}$  也是在匹配过程中需要估计的参量。由于互相关系数不具有仿射不变性,且仿射参数嵌入在图像函数

中,所以通常采取的方法是先在一定范围内按一定的步长变化进行穷举搜索,然后寻找使互相关系数最大化的仿射变换参数。与此同时,互相关系数的最大值就是两个目标图像的匹配度。

为了避免穷尽搜索带来的巨大计算量,需要研究一些近似的快速算法。可通过引入一个高斯核卷积项来获取一个近似的目标函数<sup>[9]</sup>,即

$$\psi = \sum_{\mathbf{r} \in \mathbf{K}} \sum_{\hat{\mathbf{r}} \in \mathbf{K}} f(\mathbf{r}) g(\hat{\mathbf{r}}) \times \exp(-\|\mathbf{A}\mathbf{r} + \mathbf{b} - \hat{\mathbf{r}}\|^2/D) \quad (10)$$

可证明:当  $D \rightarrow 0$  时,

$$\psi = \sum_{\mathbf{r} \in \mathbf{K}} \sum_{\hat{\mathbf{r}} \in \mathbf{K}} f(\mathbf{r}) g(\hat{\mathbf{r}}) \exp(-\|\mathbf{A}\mathbf{r} + \mathbf{b} - \hat{\mathbf{r}}\|^2/D) \rightarrow \sum_{\mathbf{r} \in \mathbf{K}} \sum_{\hat{\mathbf{r}} \in \mathbf{K}} f(\mathbf{r}) g(\hat{\mathbf{r}}) \delta(\mathbf{A}\mathbf{r} + \mathbf{b} - \hat{\mathbf{r}}) = \sum_{\mathbf{r} \in \mathbf{K}} f(\mathbf{r}) g(\mathbf{A}\mathbf{r} + \mathbf{b})$$

对其求微分,并取极值就可得  $\rho$  的最大值。

$$\begin{cases} \mathbf{0} = \partial\psi/\partial\mathbf{A} \propto \\ \sum \sum f(\mathbf{r}) g(\hat{\mathbf{r}}) \mathbf{r}(\mathbf{A}\mathbf{r} + \mathbf{b} - \hat{\mathbf{r}})^T \times \\ \exp(-\|\mathbf{A}\mathbf{r} + \mathbf{b} - \hat{\mathbf{r}}\|^2/D) \\ \mathbf{0} = \partial\psi/\partial\mathbf{b} \propto \\ \sum \sum f(\mathbf{r}) g(\hat{\mathbf{r}}) (\mathbf{A}\mathbf{r} + \mathbf{b} - \hat{\mathbf{r}}) \times \\ \exp(-\|\mathbf{A}\mathbf{r} + \mathbf{b} - \hat{\mathbf{r}}\|^2/D) \end{cases} \quad (11)$$

然而上述方程组是非线性的,文献[9]给出了一种线性化迭代求解方法,即利用式(11)的零阶近似来求解初值,然后进行迭代求解。

#### 4.3 状态匹配概率获取

在基于状态滤波的跟踪方法中,一般是先利用动态方程  $\mathbf{x}_{k|k-1} = \mathbf{F}_k(\mathbf{x}_{k-1|k-1}, \mathbf{w}_k)$  预测出当前的状态信息  $\mathbf{x}_{k|k-1}$ ,然后利用量测方程  $\mathbf{z}_k = \mathbf{H}_k(\mathbf{x}_{k|k-1}, \mathbf{v}_k)$  更新状态估计  $\mathbf{x}_{k|k}$ 。定义观测值与预测值之差为新息

$$\mathbf{d}(k) = \mathbf{z}(k) - \mathbf{H}(k)\hat{\mathbf{x}}(k|k-1) = \mathbf{z}(k) - \hat{\mathbf{z}}(k|k-1)$$

假定观测维数为  $R$ ,则新息服从  $R$  维高斯概率密度分布,即

$$p[\mathbf{d}(k)] = \frac{e^{(-\gamma^2/2)}}{(2\pi)^{R/2} \sqrt{|\mathbf{S}|}} \quad (12)$$

其中,  $\gamma(k) = \mathbf{d}^T(k)\mathbf{S}^{-1}(k)\mathbf{d}(k)$ ,  $\mathbf{S}$  为新息协方差矩阵。由此可得第  $m$  个观测源于第  $n$  个目标轨迹的概率为<sup>[10]</sup>

$$A_s(k, m, n) = \begin{cases} p[\mathbf{d}_{m,n}(k)] & m > 0, n > 0 \\ P_r & m > 0, n = 0 \\ 1 - P_D & m = 0, n > 0 \end{cases} \quad (13)$$

其中,  $d_{m,n}(k) = z_m(k) - \hat{z}_n(k|k-1)$  是  $k$  时刻第  $m$  个目标状态观测值与  $k-1$  时刻第  $n$  个目标轨迹状态预测值之差。  $P_D$  是目标检测概率,  $P_F$  是虚警概率。

### 5 跟踪算法性能评估

为了验证本文算法的效果,进行了实际图像跟踪测试实验,并进行了仿真性能评估。

#### 5.1 实际图像跟踪结果

图 5 给出了实际车辆序列图像中对 4 辆机动车辆进行跟踪的结果。白色方框为跟踪到的运动目标,每一目标在跟踪过程中均用序号标出。由图 5(b)、5(c) 可以看出,跟踪期间车辆之间发生了交叉、转弯等复杂运动,利用本文的特征匹配融合跟踪算法对每一个目标进行跟踪,均得到了正确的跟踪结果。最终绘出的目标运动轨迹如图 6 所示。

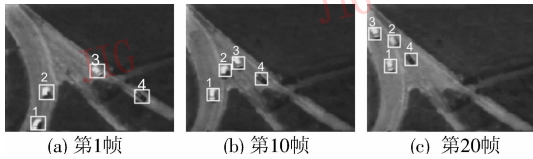


图 5 原图像及跟踪目标位置

Fig. 5 Original images and positions of tracking

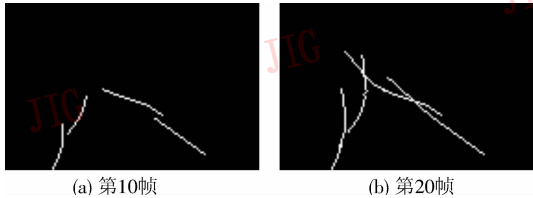


图 6 目标运动轨迹

Fig. 6 Moving targets' trajectories

#### 5.2 仿真实验设置

为分析本文算法用于实际复杂运动图像跟踪问题的性能,设置如下仿真场景——某场景中的 4 辆机动车辆利用本文算法进行实时跟踪实验。4 个目标的类别分别是 {1,1,2,3}, 其真实轨迹如图 7 所示,该图由左至右分别是 4 个目标。设目标检测率为 1,虚警为 0,仿真时间为 200s,序列图像的成像间隔为 2s。

#### 5.3 观测仿真

目标状态量测值是在其在图像平面内的 2 维像素坐标值,应将其转换为 2 维直角坐标系中的直角坐标。对目标状态量测值进行仿真时,设每个坐标轴上的量测误差均服从均值为 0,方差为  $\delta_s^2$  的高斯分布。图 8 给出了  $\delta_s^2 = 2.25\text{m}$  时,仿真得到的实际观

测轨迹。仿真时,采用 Singer 算法分别对两个坐标方向上的目标位置进行预测和更新。

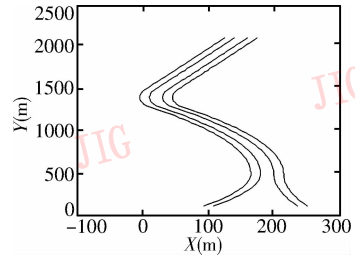


图 7 4 个目标的真实轨迹

Fig. 7 True trajectories of four test targets

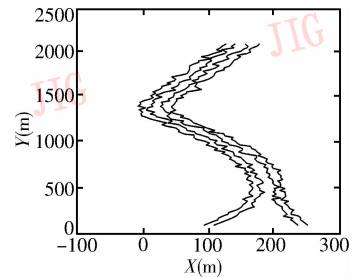


图 8 4 个目标的仿真观测轨迹

Fig. 8 Simulated observed trajectories of four test targets

为模拟序列图像中出现的典型图像畸变,可先给定图像的灰度级分布为  $[0, 255]$ ,同时令观测图像中目标姿态变化服从  $[-\pi/9, \pi/9]$  均匀分布,亮度变化  $e$  服从  $[-10, 10]$  的均匀分布,对比度因子  $\alpha$  服从  $[0.9, 1.1]$  的均匀分布,同时图像噪声服从均值为 0,方差为  $\delta_n^2 = 100$  的高斯分布。仿真实验时,以图 4(a) 中提取出的 4 个目标 ROI 为模板,同时对各个目标都按照上述变化随机生成 100 个仿真 ROI 图像,进行 ROI 图像匹配。

#### 5.4 单次仿真结果及性能分析

对一次仿真中的 100 次观测进行跟踪的结果如图 9 所示。由图 9 可以看出,由于存在一定的观测误差和目标运动模型误差,因此利用状态信息进行跟踪时,4 个目标会发生多次错误关联,从而造成轨迹交叉和混叠。由于目标 1 和目标 2 类别相同,因此利用目标 ROI 图像匹配进行跟踪时,无法消除目标识别的模糊性,致使两者多次发生错误关联。而将状态特征和图像灰度特征联合起来考虑,则可消除大部分错误关联,使得跟踪结果更加准确可靠。

#### 5.5 Monte Carlo 仿真分析

当目标频繁机动、目标观测误差较大时,由于运动状态值与滤波估计值之间的均方根误差很大,难

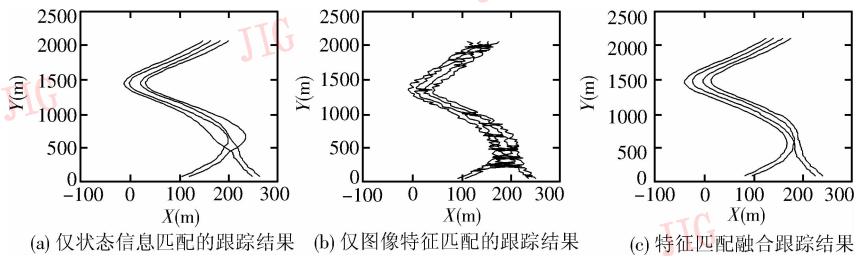


图9 不同算法的单次仿真跟踪结果

Fig. 9 Results of different association algorithms to single simulation

以比较不同目标跟踪方法的性能,因此本文采用目标关联的“纯度”矩阵  $\pi = [\pi_{i,j}]$  来衡量,即目标  $i$  与轨迹  $j$  在跟踪过程中关联上的次数与关联总次数的比值,这也是实际应用中,人们最关心的结果。理想的情况,  $\pi_{i,i}$  应该为 1,而当  $i \neq j$  时,  $\pi_{i,j} = 0$ 。重复上述单次仿真实验,进行 50 次 Monte Carlo 实验所得到的仅进行状态跟踪的纯度矩阵  $\pi_{\text{state}}$  和融合跟踪的纯度矩阵  $\pi_{\text{fusion}}$  分别为

$$\pi_{\text{state}} = \begin{bmatrix} 0.479 & 0.310 & 0.145 & 0.064 \\ 0.287 & 0.405 & 0.244 & 0.061 \\ 0.177 & 0.220 & 0.374 & 0.228 \\ 0.055 & 0.063 & 0.235 & 0.645 \end{bmatrix}$$

$$\pi_{\text{fusion}} = \begin{bmatrix} 0.889 & 0.057 & 0.024 & 0.028 \\ 0.051 & 0.862 & 0.049 & 0.036 \\ 0.037 & 0.042 & 0.865 & 0.055 \\ 0.022 & 0.038 & 0.060 & 0.879 \end{bmatrix}$$

由此可以看出,各个目标的跟踪正确率均提高了约 25% ~ 50%,目标跟踪性能有较大的改善。

## 6 结论

复杂运动图像的多目标跟踪有别于传统的目标匹配和状态滤波跟踪,且目前鲜有可供参考的研究思路和方法。为实现复杂运动图像的多目标跟踪,本文将图像中多目标跟踪问题分解为目标特征匹配和多维组合优化两个问题,提出了基于状态特征匹配与图像特征匹配融合的多目标跟踪方法。通过实验可得到以下结论:(1) 利用目标 ROI 图像特征和状态特征的互补优势进行融合跟踪是有效的,同时避免了单一特征匹配估计偏差大这一局限;(2) 与局部最优算法比较,本文通过最优化关联代价矩阵,解决了多目标之间对应关系的模糊性,是一种全局最优算法,其在全局高密度目标环境下也有很好的关联性能;(3) 由于本文目标检测及 ROI 匹配采取的算法简单易行,且能够

大大加快多目标跟踪的速度,从而使复杂跟踪算法具有实际操作性。今后的图像多目标跟踪研究工作应结合实际应用背景,在提取更为有效的目标特征、目标联合关联概率建模等方面进一步深入研究。

## 参考文献 (References)

- Shao Wen-kun, Huang Ai-min, Wei Qing. Research on object tracking [J]. Image Technology, 2006, (1): 17 ~ 20. [邵文坤, 黄爱民, 韦庆. 目标跟踪方法综述[J]. 影像技术, 2006, (1): 17 ~ 20.]
- Tian Yuan, Tan Tie-niu, Sun Hong-zan. A novel robust algorithm for real-time object tracking [J]. ACTA Automatica Sinica. 2002, 28(5): 851 ~ 853. [田原, 谭铁牛, 孙洪赞. 一种具有良好鲁棒性的实时跟踪方法[J]. 自动化学报, 2002, 28(5): 851 ~ 853.]
- Wu Q X. A correlation-relaxation-labeling framework for computing optical flow-template matching from a new perspective [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1995, 17(8): 843 ~ 851.
- Comanicu Dorin, Meer Peter. Kernel-based object tracking [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2003, 25(5): 564 ~ 577.
- Nguyen Duy H, Kay John H, Orchard Bradley J, et al. Classification and tracking of moving ground vehicles [J]. Lincoln Laboratory Journal, 2002, 13(2): 275 ~ 308.
- Bar-Shalom Y, Kirubarajan T, Gokberk Cenk. Tracking with classification-aided multiframe data association [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2005, 41(3): 868 ~ 878.
- Greenberg Shlomo, Rotman Stanley R, Guterman Hugo, et al. Region-of-interest-based algorithm for automatic target detection in infrared images [J]. Optical Engineering, 2005, 44(7): 1 ~ 10.
- Mandal Achintya K, Pal Srimanta, De Arun K, et al. Novel approach to identify good tracer clouds from a sequence of satellite images [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2005, 43(4): 813 ~ 818.
- Wakahara Toru, Kimura Yoshimasa, Tomono Akira. Affine-invariant recognition of gray-scale characters using global affine transformation correlation [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2001, 23(4): 384 ~ 395.
- Blackman Samuel, Robert Popoli. Design and Analysis of Modern Tracking Systems [M]. Norwood, MA, USA: Artech House, 1999.