

基于动态显著性特征的粒子滤波 多目标跟踪算法

张 焱¹, 张志龙¹, 沈振康¹, 鹿小莺²

(1. 国防科技大学电子科学与工程学院 ATR 国家重点实验室, 湖南长沙, 410073; 2. 北京跟踪与通信技术研究所, 北京 100094)

摘 要: 针对复杂背景条件下图像序列中运动多目标跟踪问题, 提出一种基于动态显著性特征的粒子滤波多目标跟踪算法, 该算法借鉴心理学中关于视觉注意的研究成果, 综合目标的灰度、细节和运动特性形成稳健的动态显著性特征, 用来作为粒子滤波的状态向量。由于该算法中的显著性特征来源于目标的多底层特性, 因此算法具有很强的稳健性。同时, 粒子滤波可实现非线性非高斯状态空间模型的最优估计。故而, 该算法能够同时处理多个目标跟踪过程中的航迹管理问题, 以及目标出现、消失、合并、分裂、被障碍物遮挡等问题。实验结果表明, 该算法能够很好地实现复杂图像序列中的多目标跟踪。

关键词: 显著性; 目标特征; 粒子滤波; 多目标跟踪

中图分类号: TP391 文献标识码: A 文章编号: 0372-2112 (2008) 12-2306-06

The Images Tracking Algorithm Using Particle Filter Based on Dynamic Salient Features of Targets

ZHANG Yan¹, ZHANG Zhilong¹, SHEN Zhenkang¹, LU Xiaoying²

(1. ATR Laboratory, National University of Defense Technology, Changsha, Hunan 410073, China;

2. Beijing Institute of Tracking and Telecommunication Technology, Beijing 100094, China)

Abstract: Focusing on the problem of tracking moving targets in image sequences with complex background, a particle filter tracking algorithm based on dynamic salient feature of targets is proposed. Using for reference the research results of visual attention of psychology, the algorithm fuses the gray level and the detail and motion of the targets to form a robust dynamic salient feature as the state vector of the particle filter. The salient feature of the targets in the algorithm sources from the bottom characteristics of the targets, so the algorithm is robust. What's more, the particle filter could solve non linear and non Gaussian state estimation. In a word, the algorithm could deal with the trace management of the multi targets tracking, and cope with appearing and disappearing and combining and dividing of the targets, and partial occlusions then recovering the tracks after temporary loss. The experimental results show that the new algorithm could accomplish the multi targets tracking in complex image sequences.

Key words: salience; target feature; particle filtering; image tracking

1 引言

多目标跟踪问题的研究在军事领域及民用领域具有重要意义, 较之单个目标跟踪问题, 其主要面临的难题是: 状态量测和多个目标之间的关联, 以及每个运动目标的模型估计问题。自上世纪 70 年代起, 学者们就相继研究出了很多经典的多目标跟踪算法, 它们包括: 最近邻滤波法、联合概率数据关联滤波法、多假设跟踪滤波法以及基于随机集理论的多目标跟踪方法^[1-4]。但是这些方法有的仅利用了统计意义上与被跟踪目标的

预测位置最近的量测作为候选量测量, 通过该候选量测更新航迹, 在实际工程中常常会发生误跟踪和跟踪丢失现象^[1], 有的则假定跟踪期间目标数不发生变化, 在实际中往往不现实^[5,6], 有的会随目标数量和观测数量的增加计算量急剧上升, 在实际应用中受到限制^[7], 而有的虽将随机集理论与贝叶斯理论结合起来, 为解决多目标跟踪问题提供了一个较完备的理论体系, 但是很难获得解析形式的最优状态解。因此基于这种情况, 2003 年, 有学者提出了一种基于粒子滤波的多目标跟踪方法^[5,8,9], 通过一组带权值的粒子来逼近概率假设密度

(Probability Hypothesis Density, PHD), 获得了解析形式的最优状态解集, 但是该方法的缺点是没有数据关联模块, 目标的状态最终是由一集合形式描述, 具体哪个状态对应哪个目标是不清楚的, 因此, 在这种算法中, 单个目标的运动航迹无法得知. 故而可见, 在学术界迫切需要研究新的多目标跟踪方法.

我们知道, 粒子滤波器其实是一个开放的系统, 其状态向量可根据预解决的实际问题而设定, 很多学者在这方面做了大量的研究工作, 如: 姚剑敏等利用 Gabor 小波特征作为粒子滤波的状态向量, 解决目标跟踪问题^[10]; 王健等将目标图像的颜色直方图作为粒子滤波的状态量, 完成复杂背景下的彩色图像单目标跟踪任务^[11]; 而杨涛等人则利用梯度及几何信息和粒子滤波相结合完成人类头部的实时检测跟踪^[12]. 更多的研究者则将目标的位置信息作为粒子滤波的状态量, 利用滤波迭代估计出目标的位置.

本文在上述算法的基础上, 利用目标的动态显著性特征作为粒子滤波过程中的状态特征, 通过滤波迭代预测目标位置, 同时利用视觉显著图进行单帧运动目标的检测, 将得到的预测目标位置和检测目标位置进行数据关联, 根据关联结果对每个运动目标实现航迹管理, 从而实现多目标跟踪, 这种方法解决了常用多目标跟踪算法中不能明确知晓单个目标运动轨迹、目标状态不明确、目标数量容易估计错误、以及计算量不可控制的缺点, 同时, 由于动态显著性特征是来源于目标多个底层特征的融合, 因此其具有较强的鲁棒性, 对图像的信噪比要求不高, 故而该方法具有理想的运动多目标跟踪能力, 能够较好地解决目标出现、消失、合并、分裂、被遮蔽、以及多目标航迹管理等问题.

2 基于动态显著性特征的粒子滤波多目标跟踪算法及其描述

2.1 动态显著性特征及其提取

2.1.1 显著性特征

视觉注意是人类视觉系统所具有的一种基于场景图像的显著性和基于对场景、目标及其相互关系的知识选择、过滤视觉信息的过程. 实际场景图像除了包含感兴趣的目标之外, 通常还包含着大量干扰信息, 视觉注意机制能够帮助大脑滤除其中的干扰信息, 并将注意力集中在感兴趣的目标上, 使视觉感知过程具有选择性. 视觉注意机制对视觉信息的过滤和选择作用极大地激发了学者们的研究热情, 他们在机器视觉领域提出了多种视觉注意模型. 基于显著性的视觉注意模型首先是由 Koch 和 Ullman 提出的^[13], 之后 Itti 和 Koch 又提出了相应的计算模型^[13]. 该模型具有三个基本信息处理模块, 即(1)若干并行的、可分离的特征图, 可记录视场中各个

位置多个特征维的属性, 据此计算出各个位置不同特征维的单一特征显著性; (2)显著图, 其作用是将各个特征图的显著性融合起来, 得到一个总的显著性测度, 并引导视觉注意过程; (3)WTA(赢者通吃)网络, 其作用是从显著图中动态选取最显著的位置作为注意焦点^[14].

因此, 从 Itti 和 Koch 的理论模型中, 可以定义出所谓显著性特征即为将多个底层特征融合形成的一个总的显著性测度, 通过该显著性测度形成一幅反映显著性特征差异的视觉显著图, 并通过返回抑制和注意焦点转移获得一系列显著位置.

根据这一思想, 本文利用小波及运动估计等方法在多种尺度上将预处理的非彩色场景图像中的灰度、细节以及运动等视觉敏感特征提取出来, 并融合成一个总的动态显著性特征, 依据这一显著性特征在图像中不同位置上的测度, 形成一幅反映场景中各个位置视觉显著性的二维显著图. 我们提取的这种动态显著性特征融合了多种视觉敏感特征在多个尺度上的局部对比度差异性, 较之单一的图像底层特征必然具有更强的稳健性及抗干扰能力. 基于以上叙述, 参考 Itti 和 Koch 的视觉注意模型, 建立起本文的视觉显著性注意模型框图, 如图 1 所示, 它由三个模块组成, 即底层特征提取模块、显著性特征融合模块、最显著位置选取模块. 这个视觉显著性注意模型的实现过程是: 首先根据场景图像提取多种视觉敏感的底层图像特征(例如灰度、细节、运动等), 然后根据特征综合理论将这些底层特征融合起来得到场景图像的各个位置的显著性特征, 并形成一幅能够反映这种显著性特征差异的视觉显著图, 显著图中各个位置相互竞争, 获胜的位置成为注意焦点.

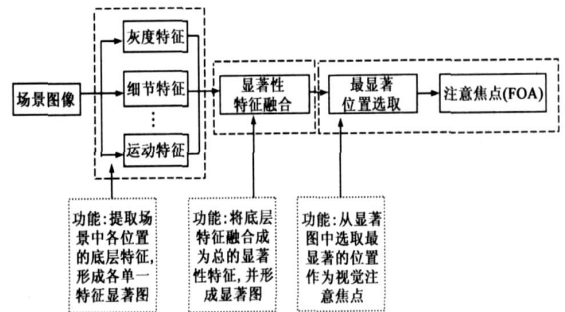


图1 文中的视觉注意模型

2.1.2 动态显著性特征提取

视觉显著性是由多种视觉敏感特征引起的一种局部反差, 反差越明显, 显著性越强, 反之越弱. 对于非彩色红外或可见光图像, 视觉敏感的特征包括: 灰度、细节、运动等. 视觉显著性的产生需要两个条件^[15]: (1)对于某些特征维而言, 中心区域的特征与周围区域的特征相比, 存在较大的不同; (2)在这些特征维, 周围区域的特征具有较好的一致性. 若将中心区域和周围区域合称

为感受野,那么人类视觉系统就具备以不同大小的感受野感知特征局部差异的能力,即感知的多尺度性^[13,14].常规的提取场景图像的显著性特征、形成视觉显著图的方法是:首先建立图像的多特征多尺度表示,然后针对每个特征通道,提取局部对比度特征,最后将不同类型的特征融合成总的显著性特征、并形成视觉显著图.

依据这一思想,本文根据多分辨分析理论中的任何图像均可分解为慢变低频部分(图像的主体信息)和快变高频部分(图像的细节纹理)的原理,利用小波工具对场景图像中的灰度和细节特征进行分解,得到各自的特征图,同时根据图像特征匹配的原理,利用灰度投影法对场景图像中目标的运动特征进行提取并建立运动特征图,最后将得到的灰度、细节、运动特征图相融合,形成图像总的动态显著性特征,并得到对应的视觉显著图.具体实现方法如下:

首先建立图像的多特征、多尺度表示.假设输入图像 $f_k(x, y)$ 为灰度图像,采用 Mallat 算法^[13,14]对原图像进行多级小波分解,将各级小波分解中的低频分量组成灰度金字塔 $L_k(s)$,将小波分解中的三个高频分量组成细节金字塔 $O_k(s, d)$,其中 $s \in [0, N]$ 表示尺度, N 表示尺度等级数, $d \in \{HL, LH, HH\}$ 表示三个细节的方向.经过以上处理所求得的金字塔 $L_k(s)$ 和 $O_k(s, d)$ 便构成了原图像的灰度和细节两个特征的多尺度表示.

在机器视觉理论中认为:在场景图像中,某一特征在一定区域内各个位置的局部对比度,可以采用 Center Surround 算子^[13,14,16-18]与特征图卷积的方法得到,Center-Surround 算子模拟了生物视觉系统对于刺激的感受方式,其形状为 DOG 函数.如式(1)所示,但这一卷积过程很难在工程实践中实现.故而,本文参考文献[14]的思路,利用“尺度间差”的过程代替这一卷积过程,达到加强中心兴奋区域,抑制周围区域,增强特征反差的效果,实现视觉敏感特征向视觉刺激的转化.

$$DOG(x, y, \sigma_c, \sigma_s) = \frac{1}{2\pi\sigma_c^2} \exp\left[-\frac{r^2}{2\sigma_c^2}\right] - \frac{1}{2\pi\sigma_s^2} \exp\left[-\frac{r^2}{2\sigma_s^2}\right] \quad (1)$$

其中, $r = \sqrt{x^2 + y^2}$, σ_c 控制着中心兴奋区的大小, σ_s 控制着周围抑制区的大小.

在“尺度间差”的实现过程中,利用粗尺度图像 $F(c)$ 代表周围抑制区域的图像特征,细尺度图像 $F(s)$ 代表中心兴奋区的图像特征,它们的“尺度间差”^[2,3]定义为:

$$F(c, s) = F(c) \ominus F(s) \quad (2)$$

其中 \ominus 的含义是:将 $F(s)$ 插值为和 $F(c)$ 具有相同大小的图像区域,然后逐点相减并取绝对值.于是,根据上述定义得到灰度特征和细节特征的显著图.

$$\hat{L}_k(c, s) = L_k(c) \otimes L_k(s) \quad (3)$$

$$\hat{O}_k(c, s, d) = O_k(c, d) \otimes O_k(s, d) \quad (4)$$

其次,为了得到运动特征的显著图,本文分别在 x 方向和 y 方向对图像像素的灰度值进行投影,把二维图像转换为两条一维特性曲线,然后对邻近帧的特性曲线进行相关运算,得到两帧之间的平移量估计值.根据平移量估计值,就可计算出第 k 帧的运动显著图 \hat{M}_k ,具体计算公式如下:

$$\hat{M}_k(i, j) = |G_k(i, j) - G_{k-m}(i - \hat{d}_y, j - \hat{d}_x)| \quad (5)$$

其中, $G_k(i, j)$ 表示第 k 帧图像中第 (i, j) 像素的灰度值, \hat{d}_x 和 \hat{d}_y 表示第 k 帧与第 $k+m$ 帧之间的平移估计量.

最后,将得到的灰度、细节、运动等特征的显著图融合在一起,利用规范化函数 $N(\cdot)$ 将多个显著图进行“尺度统一”,定义一组加权因子 α, β, γ ,这组加权因子的取值根据不同的图像处理任务或是不同的图像特征等获得,所谓图像处理任务主要指通过加权因子的不同取值,体现进行图像处理的主要目的是为了检测运动目标,还是关注图像中灰度变化大,或是细节变化剧烈的区域等;图像特征是指针对现有图像序列,利用加权因子的不同赋值,尽量消除由图像质量、图像中各种噪声等对目标显著性产生的影响.根据以上取值原则,利用这组因子对灰度、细节、运动三个特征显著图进行加权融合,如下式所示:

$$S_k = \alpha \cdot N(\hat{L}_k) \oplus \beta \cdot N(\hat{O}_k) \oplus \gamma \cdot N(\hat{M}_k) \quad (6)$$

$N(\cdot)$ 表示规范化函数,作用是解决不同特征图具有不同的动态范围,相互之间无法进行比较的问题, S_k 表示本文获取的最终图像动态显著性特征值,它反映了第 k 帧图像中各个位置上灰度、细节和运动等局部特性相融合后的显著性,因此对于灰度、细节和运动特征明显的位置具有很好的指示作用,故而基于 S_k 结果便可得到复杂背景下含有运动目标的灰度场景图所对应的显著性特征图.

2.2 粒子滤波基本理论

粒子滤波算法是一种基于蒙特卡洛和贝叶斯估计理论的最优算法,它可以表示为:先验概率当前观测值 \Rightarrow 后验概率.注意如下的非线性非高斯状态模型:

$$X_k = f_k(X_{k-1}, W_{k-1}), k = 1, 2, \dots \quad (7)$$

$$Z_k = h_k(X_k, V_k), k = 1, 2, \dots \quad (8)$$

其中, f 和 h 是实矢量函数,它们对自己的自变量而言是非线性的. $\{X_k\}$ 为系统的状态矢量序列, $\{Z_k\}$ 为系统的状态矢量 $\{X_k\}$ 的观测,序列 $\{W_k\}$ 和 $\{V_k\}$ 分别是随机的过程噪声和观测噪声.则滤波的目的就是依据观测数据,递推地估计出系统状态的后验概率分布 $p(X_{0:k} | Z_k^k)$,特别是边界后验概率分布 $p(X_k | Z_k^k)$,从而得到系

统状态的最优估计值。

因此, 粒子滤波的基本原理是: 首先令 $\{X_{0:k}^i, w_k^i\}$ 表示一个描述后验概率密度 $p(X_{0:k} | Z_1^k)$ 的随机测度, 将权值归一化, 并使得 $\sum_i w_k^i = 1$, 根据经验分布, 后验密度 $p(X_{0:k} | Z_1^k)$ 可近似为:

$$p(X_{0:k} | Z_1^k) \approx \sum_{i=1}^{N_t} w_k^i \delta(X_{0:k} - X_{0:k}^i) \quad (9)$$

其中, $\delta(\cdot)$ 为 Dirac 函数, 这样就可用一个离散的加权近似式来逼近真正的后验密度 $p(X_{0:k} | Z_1^k)$, 由此, 对于状态 X_k 的数学期望有

$$E\{X_k | Z_1^k\} = \int X_k p(X_{0:k} | Z_1^k) dX_k \quad (10)$$

进一步, 状态 X_k 基于 Z_1^k 的滤波估计 \hat{X}_k 就可用下式逼近:

$$\hat{X}_k = \bar{E}\{X_k | Z_1^k\} = \sum_{i=1}^{N_t} \tilde{w}_k^i X_k^i \quad (11)$$

由大数定理可以保证其收敛性, 即 $\bar{E}\{X_k | Z_1^k\}$

$\xrightarrow[N \rightarrow \infty]{a.s.} E\{X_k | Z_1^k\}$, 并且当 X_k 的后验方差有界 (即 $\text{var}(X_k) < \infty$) 时, 中心定理成立,

$$\bar{E}\{X_k\} - E\{X_k\} \xrightarrow[N \rightarrow \infty]{p} \frac{1}{N} N(0, \text{var}(X_k)) \quad (12)$$

其中, $\xrightarrow[N \rightarrow \infty]{p}$ 表示依分布收敛^[10]。

通常情况下, 标准粒子滤波器的算法流程包括初始化、时间更新、观测更新、重采样等步骤。目前研究较多的辅助粒子滤波、正则粒子滤波、遗传算法改进型粒子滤波等均是标准粒子滤波的变形, 而且根据预解决的问题不同, 粒子滤波器中的状态向量 $X_{0:k}^i$ 可根据实际情况进行定义, 既可定义为目标的位置信息, 也可定义为目标的某种特征属性, 或是某种可以表征目标的特征向量等。

2.3 基于动态显著性特征的粒子滤波多目标跟踪算法

综上所述, 显著性特征综合了灰度、细节、运动等多种底层特征所形成的显著性, 较之单一的灰度图像特征具有更强的稳健性及抗干扰能力, 如果我们把这种特征和粒子滤波器相结合, 用作粒子滤波器的状态特征量, 并通过滤波迭代预测目标位置, 同时利用视觉显著图进行单帧的运动目标检测, 将得到的预测目标位置和检测目标位置进行数据关联, 根据关联结果对每个运动目标实现航迹管理, 这样就能够很好地完成多运动目标跟踪任务。在该算法中, 既利用了动态显著性特征的稳健性优点, 又利用了粒子滤波解决非线性、非高斯问题的优势, 同时还根据目标的预测位置和检测位置实现了航迹管理, 因此该算法可以解决多运动目标跟踪中经常出现的“目标出现、消失、合并、分裂以及过遮挡”等一系列问

题, 较之常用的多目标跟踪方法具有更强的稳健性。根据这一思想, 本文的基于显著性特征的粒子滤波多目标跟踪算法的实现框图如图 2 所示。

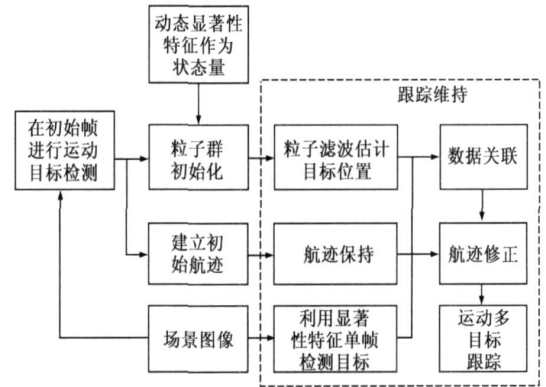


图2 文中的多目标跟踪算法实现框图

根据以上思路, 算法的实现步骤如下:

(1) 初始化

首先, 根据本文提出的显著性特征提取方法对场景图像初始帧 $f_1(x, y), t = 1$ (t 表示时刻), 进行计算, 得到对应的显著性特征及视觉显著图 $S_1(x, y), t = 1$, 将显著性特征作为粒子滤波器的状态向量初始化粒子群: 确定一个先验分布 q , 并依此概率进行初始采样, 形成初始粒子群, 即 $S_{t,l}^i \sim q(S)$, $i = 1, \dots, N$ 为各粒子群中的粒子数目, $l = 1 \dots L$ 为粒子群个数, 该值可根据运动目标的数目改变而变化, 根据式 (13) 分别估计各粒子群中每个粒子的重要性权值:

$$w(S_{t,l}^i) = \frac{p(Z_{t,l} | S_{t,l}^i) p(S_{t,l}^i)}{q(S_{t,l}^i | Z_{t,l})}, \quad t = 1, i = 1, \dots, N, l = 1, \dots, L \quad (13)$$

得到归一化权值:

$$\tilde{w}(S_{t,l}^i) = \frac{w(S_{t,l}^i)}{\sum_{j=1}^N w(S_{t,l}^j)}, t = 1, i = 1, \dots, N, l = 1, \dots, L \quad (14)$$

同时, 依据视觉显著图 $S_t(x, y), t = 1$, 建立初始航迹 $T_t(l), t = 1, l = 1, \dots, L$, 其中 L 为航迹总数。

(2) 重要性采样及航迹修正

根据重要性概率密度函数 $q(S_{t,l} | S_{t-1,l}^i, Z_{t,l})$ 分别对 $\tilde{S}_{t,l}^i$ (其中: t 表示对第 t 帧图像进行处理, l 表示第 l 个粒子群, i 则表示第 l 个粒子群中的第 i 个粒子) 进行采样, 即 $\tilde{S}_{t,l}^i \sim q(S_{t,l} | S_{t-1,l}^i, Z_{t,l}), i = 1, \dots, N, l = 1, \dots, L$, 根据时刻 t 的观测 $Z_{t,l}, l = 1, \dots, L$, 并依据式 (15) 估计重要性权值, 对权值进行归一化处理, 即

$$w_{t,l}^i = w_{t-1,l}^i \frac{p(Z_{t,l} | S_{t,l}^i) p(S_{t,l}^i | S_{t-1,l}^i)}{q(S_{t,l}^i | S_{t-1,l}^i, Z_{t,l})}, \quad i = 1, \dots, N, l = 1, \dots, L \quad (15)$$

$$\tilde{w}_{i,l}^i = \frac{w_{i,l}^i}{\sum_{j=1}^N w_{i,l}^j}, i = 1, \dots, N, l = 1, \dots, L \quad (16)$$

根据式(17)得到状态的最优估计值:

$$\hat{S}_{i,l} = \bar{E}\{S_{i,l} | Z_{1:t,l}\} = \sum_{i=1}^N \tilde{w}_{i,l}^i S_{i,l}^i, l = 1, \dots, L \quad (17)$$

同时,通过每帧场景图像所对应的视觉显著图 S_k (x, y) 检测出多个运动目标. 将滤波得到的最优估计值位置与检测到的目标位置相关联并修正目标航迹.

(3) 重采样

根据各粒子群中各个粒子的权值 $w_{i,l}^i, i = 1, \dots, N, l = 1, \dots, L$, 复制高权值粒子, 抛弃低权值粒子, 得到 $N \times L$ 个新的粒子 $X_{i,l}^i, i = 1, \dots, N, l = 1, \dots, L$, 并将各粒子对应的权值规范化, 即 $w_{i,l}^i = \tilde{w}_{i,l}^i = \frac{1}{N}, i = 1, \dots, N, l = 1, \dots, L$, 并令 $t = t + 1$, 返回到(2)继续执行.

综上所述, 根据本文提出的基于显著性特征的粒子滤波多目标跟踪算法在理论上已经充分保证了其对多目标跟踪的稳健性和有效性, 本文将通过下述实验加以验证.

3 实验结果

依据以上所描述的算法机理, 通过下述实验验证了本文提出的基于显著性特征的粒子滤波多目标跟踪算法的可行性及有效性.

实验一

根据本文提出的算法, 首先对灰度图像序列提取其显著性特征, 获得对应各帧的显著图, 如图 3 所示, 图 3(a)、(c)、(e)、(g)、(i) 是一组交通监控序列图中的第 5、32、45、89、147 帧, 在这组序列图像中, 运动目标数量众多、大小不一、运动情况复杂. 图 3(b)、(d)、(f)、(h)、(j) 是利用本文阐述的图像显著性特征提取方法得到的相应各帧的显著图, 从两组图像的对比中可以看出, 当考虑目标的灰度、细节、及运动等信息时, 模拟人眼的视觉注意机制, 图像有明显变化, 能引起视觉注意的区域得到明显加强, 其它区域受到抑制. 因此可以看出, 在图 3(b) 中, 目标 1 等 5 个典型目标非常突出, 这些目标除具有运动特性外, 和其周围的区域相比, 还具有明显的灰度和细节变化特征. 在图 3(d)、(h) 和 (j) 中, 分别出现了新目标——目标 6、目标 7 及目标 8, 它们也具有同样的显著性特征, 因此被检测出来. 而且, 在图 3(j) 中目标 3 由原来的一个目标分裂成为目标 3 和目标 9 两个目标, 在显著图中清晰可见. 同时, 图 3(h) 和 (j) 中, 目标 1 和目标 2 不再运动, 缺少了显著性中的运动特性, 故而在显著图中不再显著. 在图 3(d)、(f) 和 (h) 中, 目标 2 被标志牌从局部遮挡—几乎全部遮挡—局部遮挡的整个过程非常清楚.

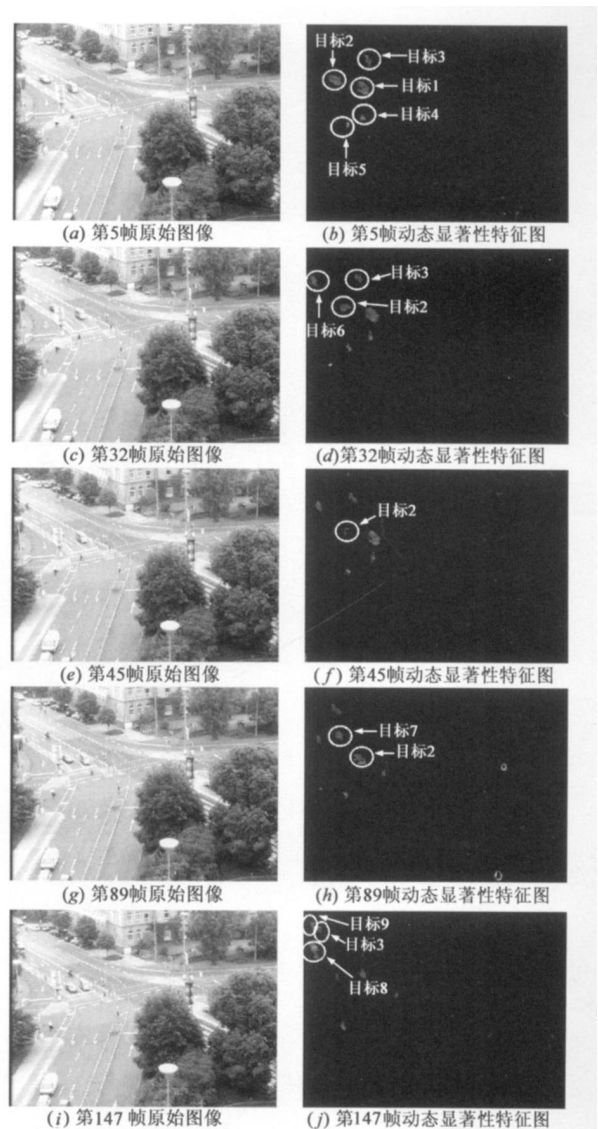


图3 原始灰度图像及其对应帧的显著性特征图

实验二

图 4 是依据本文提出的基于动态显著性特征的粒子滤波算法用于多目标跟踪的实验结果图. 从图 4 中可以看出, 在复杂背景下, 本文算法能够很好地完成多目标跟踪任务, 并能有效地处理新目标出现、目标消失、合并、分裂、被障碍物遮挡等问题.

例: 在图 4(b)、(d) 和 (e) 中, 分别出现了目标 6、7 及目标 8 等新目标, 于是算法除对已有目标稳定跟踪外, 还建立了与新目标相关的运动航迹和粒子群, 并跟踪这些目标; 在图 4(d) 和 (e) 中, 目标 1 和目标 2 不再运动, 算法在跟踪了 4 帧后, 删除了这两个目标的运动航迹以及对应的粒子群, 不再跟踪; 在图 4(b)、(c) 和 (d) 中, 目标 2 被障碍物遮挡, 并在图 4(c) 中分裂成一大一小两个目标, 但是算法仍能很好地完成对目标 2 的跟踪; 在图 4(e) 中原目标 3 分裂成两个运动目标, 算法

不仅能够对分裂前的目标 3 稳定跟踪, 还能够根据目标合并、分裂情况, 对从目标 3 中分离出的目标 9 进行稳定跟踪。

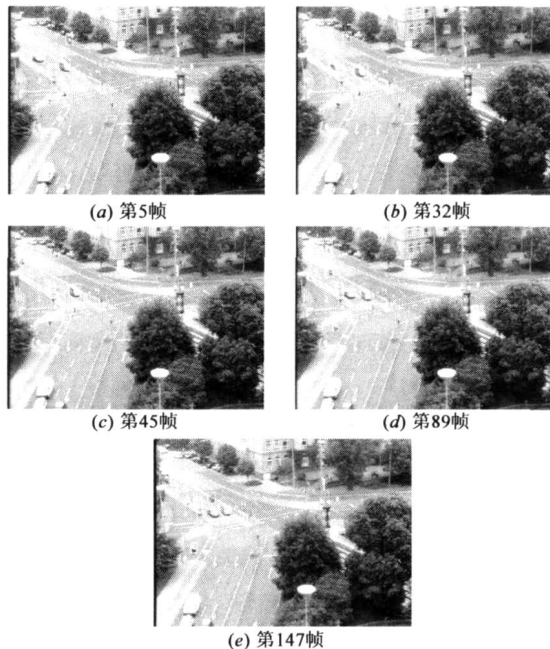


图4 多目标跟踪实验结果图

4 小结

综上所述, 本文根据灰度图像序列特点, 利用图像底层特征—灰度、细节、运动等, 建立起一种显著性特征提取方法, 并与粒子滤波相结合, 将提取出的显著性特征作为粒子滤波器的状态向量, 并通过滤波迭代预测目标位置, 同时利用视觉显著图进行单帧运动目标检测, 将得到的预测目标位置和检测目标位置进行数据关联, 根据关联结果对每个运动目标实现航迹管理, 用于解决复杂背景下的多目标跟踪问题。实验结果表明, 本文提出的这种算法能够有效利用显著性特征稳健的优点及粒子滤波解决非线性、非高斯问题的优势, 并能较好地解决多目标跟踪问题中的目标出现、消失、合并、分裂以及被障碍物遮挡等难题, 实现对多个目标的稳定跟踪。

参考文献:

- [1] Singer R A, Stein J J. An optimal tracking filter for processing sensor data of imprecisely determined origin in surveillance systems[A]. Proc of IEEE Conference on Decision and Control [C]. Miami Beach: IEEE Press, 1971. 171– 175.
- [2] Mahler R. A theoretical foundation for the stein winter probability hypothesis density (PHD) multi target tracking approach[J]. Proc of the MSS National Symposium on Sensor and Data Fusion, 2000, 1(3): 99– 118.
- [3] Mahler R. Multi target moments and their application to multi

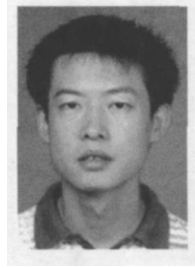
target tracking[A]. Proc of Workshop on Estimation, Tracking and Fusion: A tribute to Yaakov Bar Shalom [C]. Monterey: IEEE Press, 2001. 134– 166.

- [4] Mahler R. Multi target bayes filtering via first order multi target moments[J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 2003, 39(4): 1152– 1178.
- [5] J Vemaak, S J Godsill, P Perez. Monte carlo filtering for multi target tracking and data association [J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 2005, 41(1): 309– 332.
- [6] Y Bar Shalom, Fortman T E. Tracking and data association [A]. New York Academic Press Inc [C]. San Diego: IEEE Press, 1988. 26– 31.
- [7] Reid D B. An algorithm for tracking multiple targets[J]. IEEE Trans on Automatic Control, 1979, 24(12): 843– 854.
- [8] Vo B, Singh S, Doucet A. Sequential monte carlo implementation of the PHD filter for multi target tracking[A]. Proc of International Conference on Information Fusion [C]. Fairborn, USA: IEEE Press, 2003. 792– 799.
- [9] Vo B, Ma W -K, Singh S. Localizing an unknown time varying number of speakers: A bayesian random finite set approach [A]. Proc of IEEE International Conference on Acoustics, Speech Signal Processing [C]. Philadelphia: IEEE Press, 2005. 4: 1073– 1076.
- [10] 姚剑敏, 孙俊喜, 孙中森, 宋建中. 基于粒子滤波的小波特征跟踪方法研究[J]. 计算机仿真, 2006, 23(1): 94– 96. Yao Jian min, Sun Jurr xi, Sun Zhong sen, Song Jian zhong. Wavelet feature tracking method based on particle filter[J]. Computer Simulation, 2006, 23(1): 94– 96. (in Chinese)
- [11] 王健, 张桂林. 复杂背景下运动目标的实时跟踪[J]. 计算机与数字工程, 2005, 133(11): 18– 21. Wang Jian, Zhang Gu lin. Real time tracking of moving target in the complex background[J]. Computer & Digital Engineering, 2005, 133(11): 18– 21. (in Chinese)
- [12] 杨涛, 李静, 潘泉等. 基于‘粒子’滤波器的复杂环境下头部跟踪算法[J]. 计算机工程与设计, 2005, 26(2): 354– 356. Yang Tao, Li Jing, Pan Quan. Head tracking algorithm based on particle filter under complex environment[J]. Computer Engineering and Design, 2005, 26(2): 354– 356. (in Chinese)
- [13] Itti L, Koch C, Niebur E. A model of saliency based visual attention for rapid scene analysis[J]. IEEE Trans 1998, Pattern Analysis and Machine Intelligence, 20(11): 1254– 1259.
- [14] 张志龙. 基于遥感图像的重要目标特征提取与识别方法研究[D]. 长沙: 国防科技大学研究生院, 2005. Zhang Zhi long. Feature extraction and recognition important in remote sensing imagery[D]. Changsha: National University of Defense Technology, 2005. (in Chinese)

(下转第 2305 页)

- [12] Bulusu N, Heidemann J, Estrin D. GPS less low cost outdoor localization for very small devices[J]. IEEE Personal Communications Magazine, 2000, 7(5): 28-34.

作者简介:



刘 贞 男, 1981 年 3 月生于甘肃省兰州市, 哈尔滨工业大学自动化测试与控制系博士研究生. 主要研究方向为无线传感器网络、机器人自主导航.

E-mail: liuzhen@hit.edu.cn



丁明理 男, 1977 年 10 月生于黑龙江省五常市, 博士, 哈尔滨工业大学自动化测试与控制系副教授. 主要研究方向为无线传感器网络、惯性导航.

王 祁 男, 1944 年 5 月生于黑龙江省哈尔滨市, 哈尔滨工业大学自动化测试与控制系教授、博导. 主要研究方向为传感器信息融合、智能测试.

(上接第 2311 页)

- [15] Itti L, Koch C, Niebur E. Rapid biologically inspired scene classification using features share with visual attention[J]. IEEE Trans Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2007, 29(2): 300-312.
- [16] Itti L, Koch C. Computational modeling of visual attention[J]. Nature Review Neuroscience, 2001, 2(3): 194-230.
- [17] Itti L, Koch C. Feature combination strategies for saliency based visual attention systems[J]. Journal of Electronic Imaging, 2001, 10(1): 161-169.
- [18] Stentford FWM. An evolutionary programming approach to the

simulation of visual attention[A]. Proc of the IEEE Congress on Evolutionary Computation[C]. Seoul, 2001. 851-858.

作者简介:

张 焱 女, 1975 年 6 月出生于山东省济南市, 国防科技大学 ATR 重点实验室讲师, 主要从事红外、可见光图像处理的研究工作.

E-mail: atthreefire@nudt.edu.cn

张志龙 男, 1976 年 2 月出生于陕西省渭南市, 国防科技大学 ATR 重点实验室讲师, 主要从事红外、可见光图像处理的研究工作.