

基于 HMM 的无主包裹识别

张春杰, 李继云

(东华大学 计算机科学与技术学院, 上海 201620)

摘要: 随着行为理解研究的深入, 无主包裹的监测分析受到计算机视觉领域研究者的广泛关注。其核心是利用计算机视觉技术从图像序列中检测、跟踪、识别目标并对其行为进行理解与描述。文中结合智能视频监控的应用需求, 为了实现无主包裹识别的智能化, 将隐马尔科夫模型方法运用在无主包裹识别中, 给出了一个基于 HMM 的无主包裹识别方案, 并进行了图像预处理, 对 HMM 参数训练和识别及其识别性能进行了研究, 同时对未来的发展趋势作了总结与阐述。

关键词: 行为理解; 无主包裹; 隐马尔科夫

中图分类号: TP18

文献标识码: A

文章编号: 1673-629X(2009)03-0028-04

Unattended Packages Recognition Based on HMM

ZHANG Chun-jie, LI Ji-yun

(School of Computer Science and Technology, Donghua University, Shanghai 201620, China)

Abstract: With the thorough of studying behavior understanding, the detection and analysis of unattended packages is receiving increasing attention from computer vision researchers, it aims at attempting to detect, track and identify people, and more generally, to understand human behaviors, from image sequences involving humans. With application requirements of intelligent video surveillance, in order to achieve the intelligent unattended packages recognition, implement the HMM (Hidden Markov Models) method in unattended packages recognition, provide a project of unattended packages recognition on HMM, took on the image preprocessing, the training HMM parameters, and identifying from a test sequence, and have been studied in the recognition capability. At the end of this survey, some discussions on future directions in motion analysis are also provided.

Key words: behavior understanding; unattended packages; HMM

0 引言

近年来,随着行为理解研究的深入,无主包裹识别受到计算机视觉领域研究者的广泛关注。特别是受恐怖袭击的影响,对无主包裹的识别已成为各种公众场合智能视频监控的迫切需求,基于视频的无主包裹识别有其内在的困难因素:所用的模型包含太多的自由度,无法准确地表示真实的客体;视频源信息是二维的,而且可能包含遮挡;无主包裹识别是一项非常具有挑战性的任务。

为了推动视频监控领域的发展,IEEE 也定期举办目标运动分析的专题会议,并从 1998 年起资助了国际视觉监控系列会议。国内也于 2002 年召开了第一届全国智能视觉监控学术会议,对图像序列分析、识别和

跟踪、高层语义理解等内容进行了多方面探讨。结合计算机视觉和人工智能的研究, Claudio Sacchi 等^[1]针对轨道交通视频监控实现了一个对废弃物监控的分布式系统,通过建立变化检测模型实现对丢弃包的监测预警。

针对复杂的情况文献[2]提出了利用多摄像机,结合对象之间的关联属性来实现对无主包裹的监控分析,但系统数据量大,效率低。

文中结合智能视频监控的应用需求,提出了一个不同的方案以解决无主包裹的识别问题。首先对复杂背景下的多运动目标进行检测、分割与跟踪,然后根据定义类别对目标进行分类,重点是结合 HMM 技术来实现对目标的行为识别,并根据预定义法则来识别无主包裹。

1 运动目标检测

首先,设 $B_n(x, y)$ 为在 n 时刻背景图像中点 (x, y) 的灰度值, $I_n(x, y)$ 为在 n 时刻当前所采集到的图像中点 (x, y) 的灰度值,则在 $n + 1$ 时刻:

收稿日期: 2008-06-17

基金项目: 上海市科技重点计划项目(06dz150003)

作者简介: 张春杰(1983-),男,山东烟台人,硕士研究生,研究方向为图形图像处理、模式识别;李继云,博士,副教授,研究方向为计算机图形图像处理及应用、智能 CAD。

$$B_n(x, y) = \begin{cases} (1 - \alpha)B_n + \alpha I_n & I_n - B_n < T \\ B_n & I_n - B_n \geq T \end{cases} \quad (1)$$

其中, α 可取为 0, 1; T 为阈值。通过该自适应背景模型所得到的背景图像可基本上与实际环境保持一致, 减少实验误差。

其次, 对图像进行差分与二值化处理, 如公式(2)。设 $B(x, y)$ 表示更新的背景图像中坐标 (x, y) 处像素的灰度值, $I(x, y)$ 表示当前图像中坐标 (x, y) 处像素的灰度值, 则差分图像:

$$D(x, y) = |I(x, y) - B(x, y)| \quad (2)$$

对差分图像 D 采用基于直方图的自动阈值分割算法求出二值化图像; 然后应用图像形态学运算对图像进行后处理。如图 1, a 为背景图, b 为前景图, b 与 a 相差分得到差分图 c, 然后对 c 进行图像后处理。

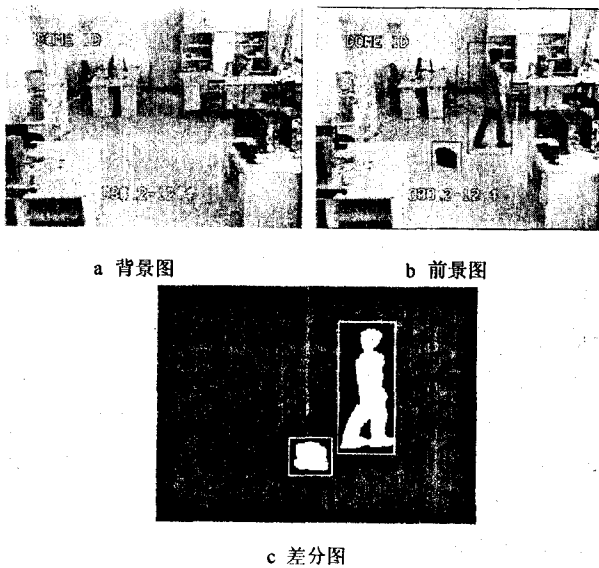


图 1 运动目标检测

2 基于 HMM 的无主包裹的行为识别

2.1 目标行为分类

在对目标进行特征分类之前, 首先需要选择特征图像, 文中在特征图像的选择上, 选取的是整个运动目标的轮廓图像作为特征图像, 与二值化轮廓图像相比, 整个运动目标的轮廓图像的质量更好, 可以提高准确率。

对于前面所检测到的运动目标, 需要进一步对其进行分类, 为了更好地实现对监控目标的行为的理解, 定义了相关特征行为: ①无主包裹; ②手提包裹; ③未手提包裹; ④放下包裹; ⑤捡起包裹。

相关特征分析:

定义 1 无主包裹: 目标放下包裹后离开监控区域的时间在 15 秒或超过 15 秒。

对于是否手提包裹, 首先要对包裹进行学习, 然后

监控目标与之进行匹配比较, 如果能够找到匹配区域, 即为有包裹, 则断定为手提包裹; 否则, 则定义为未手提包裹。

对于放下包裹和捡起包裹的分析: 首先定义三个状态, 设跟踪目标人体的高度为 h , h_1 定义为中心位置。

状态 1 跟踪目标高度 h , 中心位置高度 h_1 , 且目标手提包裹;

状态 2 跟踪目标高度 $h' \approx h/2$, 中心位置高度 $h_1' \approx h_1/2$;

状态 3 跟踪目标高度 h , 中心位置高度 h_1 , 且目标未手提包裹。

则: 放下包裹 (如图 2): 目标行为由状态 1 经状态 2 到状态 3; 捡起包裹: 目标行为由状态 3 经状态 2 到状态 1, 与放下包裹状态序列相反。

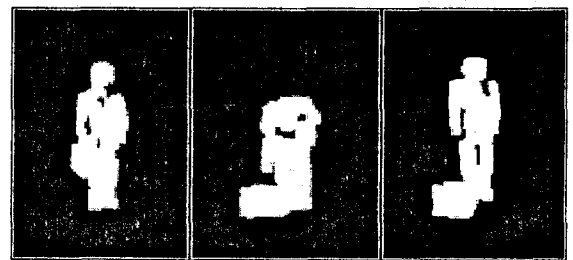


图 2 放下包裹序列

对于以上的特征, 对监控要求能够进行多目标跟踪, 并且能够适应复杂的环境, 为此可应用卡尔曼滤波^[3,4]来实现复杂背景下多运动目标的跟踪。

2.2 训练

文中应用隐马尔科夫模型来实现对无主包裹的行为识别, 因为 HMM 在对时间连续序列数据的分析模式的应用中得到广泛延伸, 也可以应用该项技术来实现在产生的特征序列图像中对运动目标不同行为的识别判断。

识别过程的状态转换如图 3 所示。

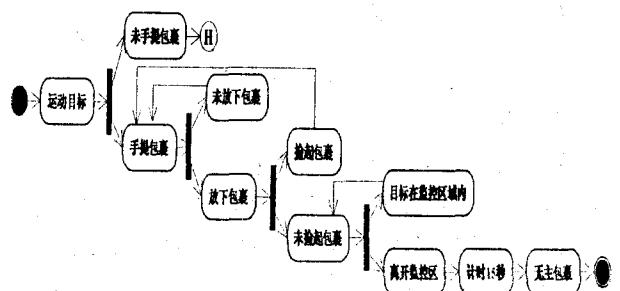


图 3 无主包裹状态图

可以简单地把 HMM 定义为:

$$\lambda = (\pi, A, B) \quad (3)$$

其中: A 为状态转移概率矩阵, $|a_{ij}| a_{ij} = P(q_{t+1} = \theta_j$

$\{q_t = \theta_i\}$ 表示在 t 时刻状态为 θ_i 条件下, $t + 1$ 时刻状态为 θ_j 的概率; \mathbf{B} 为观察值概率矩阵, $\{b_{jk} \mid a_{ij} = P(O_t = V_k \mid q_t = \theta_i)\}$ 表示在 t 时刻, 所处状态为 θ_i 时, 观察值 V_t 出现的概率; $\boldsymbol{\pi}$ 为初始状态概率矢量, $\boldsymbol{\pi} = \{\pi_i \mid \pi_i = P(q_i = \theta_i)\}$ 表示在 HMM 中某一个状态作为初始状态出现的概率。为了获得更好的样本估计和转移概率矩阵, 首先从图像序列中获得样本有序集的初始估计和转移概率矩阵, 然后再对这些初始估计重复求精。对此选用 Baum - Welch 算法^[5], 即给定一个观察值序列: $o = O_1, O_2, \dots, O_T$, 该算法能确定一个 $\lambda = (\boldsymbol{\pi}, \mathbf{A}, \mathbf{B})$, 使 $P(o \mid \lambda)$ 最大。对于上面提到的特征行为动作, 每个特征行为都对应一个特征图像序列, 而且每个序列包含多个状态, 如图 4 所介绍的无主包裹的事例, 选其 5 帧图像定义为 5 个状态, 这些状态因不同人的身体结构不同而表示的有所差异, 而且在历经这些状态时所表现出来的运动方式也是不同的。因此, 为了使模型参数具有更好的可靠性, 采用 Baum - Welch 算法的重估公式修正方法。

$$\bar{a}_{ij} = \frac{\sum_{k=1}^K \frac{1}{p_k} \sum_{t=1}^{T_i-1} \alpha_t^k(i) a_{ij} b_j(O_{t+1}^{(k)}) \beta_{t+1}^k(j)}{\sum_{k=1}^K \frac{1}{p_k} \sum_{t=1}^{T_i-1} \alpha_t^k(i) \beta_t^k(j)} \quad (4)$$

$$\bar{b}_j(l) = \frac{\sum_{k=1}^K \frac{1}{p_k} \sum_{O=V_t, t=1}^{T_i-1} \alpha_t^k(i) \beta_t^k(j)}{\sum_{k=1}^K \frac{1}{p_k} \sum_{t=1}^{T_i-1} \alpha_t^k(i) \beta_t^k(j)} \quad (5)$$

其中 p_k 是第 k 个观察序列 $(O_1^{(k)}, O_2^{(k)}, \dots, O_{T_i}^{(k)})$ 的概率; $\alpha_t^k(i)$ 和 $\beta_t^k(j)$ 表示第 k 个观察序列的前向变量与后向变量。

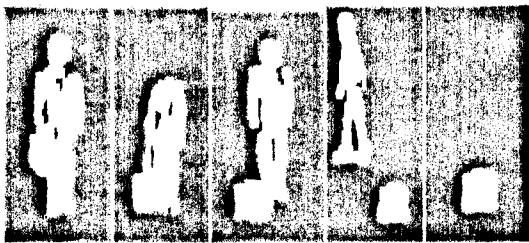


图 4 无主包裹识别序列

2.3 识别

通过训练, 可以为每一类特征行为设计一个 HMM 模型。为了能够较为准确地识别出目标的行为类别, 找到与观察序列更为匹配的 HMM 模型, 这就需要计算概率 $P(o \mid \lambda)$, 即计算给定一个观察值序列和模型 $\lambda = (\boldsymbol{\pi}, \mathbf{A}, \mathbf{B})$ 时, 由模型 λ 产生出 o 的概率 $P(o \mid \lambda)$, 首先要解决评估问题, 这里应用前向算法^[6] 计算概率 P 。

首先定义前向变量为:

$$\alpha_t^{(i)} = P(O_1, O_2, \dots, O_t, q_t = \theta_i \mid \lambda) \quad t \in [1, T] \quad (6)$$

那么有:

1) 初始化:

$$\alpha_1^{(i)} = \pi_i b_i(O_1) \quad i \in [1, N] \quad (7)$$

2) 递归:

$$\alpha_{t+1}(j) = \left[\sum_{i=1}^N \alpha_t(i) a_{ij} \right] b_j(O_{t+1}) \quad t \in [1, T-1], \\ j \in [1, N] \quad (8)$$

3) 终结:

$$P(o \mid \lambda) = \sum_{i=1}^N \alpha_T(i) \quad (9)$$

使用这一方法, 给定一段图像序列, 可以计算每一个所训练的 HMM 模型及其符合的可能性, 找出最接近的特征行为类别。

最后, 根据相关规则计算出是否满足无主包裹的条件, 满足条件的即为无主包裹。

3 实验

3.1 数据集

与人脸识别不同, 目前国际上还没有无主包裹识别的通用数据库, 为了验证相关算法性能, 采用网络视频服务器和 CNB 高速球摄像机获得三个人的行为序列作为数据库进行实验分析, 采集速度为 25 帧/s, 每帧 320×240 像素。开发环境为: Windows 环境下利用 Microsoft Visual C++ 6.0 工具结合开源计算机视觉库 OpenCV 进行开发。

3.2 训练及测试

从三个人(A、B、C)中的任意抽取行为序列作为训练集(共 158 个特征序列), 建立无主包裹 HMM 模型, 并从三个人的视频中任意抽取行为序列作为测试数据, 进行反复实验。

运动目标 A 的特征帧序列抽取(帧 78 - 327):
特征帧序列))

111122211121111305500006666600777777

运动目标 B 的特征帧序列抽取(帧 59 - 281):
特征帧序列))11011121121330505506670666

运动目标 C 的特征帧序列抽取(帧 64 - 381):
特征帧序列))

111211111213305044112113055066607077

对以上三人的视频进行识别的效果如表 1 所示。

3.3 实验结果分析

实验中对 HMM 模型的初始状态转移概率赋了初始估计值, 然后通过算法加以改善, 进而得到模型参数, 对参数的选定有一定的影响, 因此, 在初始值的选

择上有待进一步完善,从而得到更可信的模型参数。

表 1 无主包裹识别

HMM 识别	运动目标 A (帧 78-327)		运动目标 B (帧 59-281)		运动目标 C (帧 64-381)	
	概率	结果	概率	结果	概率	结果
无主包裹	0.714000	●	0.006667		0.593167	●
有主包裹	0.000733		0.612667	●	0.001733	

通过实验进一步验证了该研究方案的可行性,具有较高的准确性,但依然存在不足的是对个别的行为识别效率不高,需要对相关算法加以改进或采用更好的技术方法。对于实验数据也需要不断补充完善,以提高识别的效率和验证在不同环境中的有效性。

4 结束语

重点介绍了智能视频监控系统中监测与识别无主包裹的一个研究方案,主要介绍了利用隐马尔科夫模型实现对目标行为的分类与识别。

该方案还有很多需要改进的地方,如:针对不同环境的具体应用需要完善;针对一些复杂的情况需要对相关运算法则加以改进;在目标的分类上有待进一步的提高;另外,随着人工智能的发展,与其它生物特征识别方法结合起来进行多种特征融合,也是将来的发

展趋势。

参考文献:

- [1] Claudio S, Regazzoni C S. A distributed surveillance system for detection of abandoned objects in unmanned railway environments[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2000, 49:1-13.
- [2] Beynon M, Hook D, Seibert M, et al. Detecting abandoned packages in a Multi-camera video surveillance system[C]// Proceedings of the IEEE Conference on Advanced Video and Signal Based Surveillance. New York: IEEE, 2003:221-228.
- [3] Marcenaro L, Ferrari M, Marchesotti L. Multiple object tracking under heavy occlusion by using Kalman filters based on shape matching[C]//Proceedings of International Conference on Image Processing. New York: IEEE, 2002:341-344.
- [4] 万 琴,王耀南. 基于卡尔曼滤波器的运动目标检测与跟踪[J]. 湖南大学学报:自然科学版, 2007, 34(3):36-40.
- [5] Rabiner L R, Juang B H. An introduction to hidden Markov models[J]. IEEE ASSP Mag, 1986, 3(1):4-16.
- [6] Yamato J, Ohya J, Ishii K. Recognizing human action in time-sequential images using hidden Markov model[C]//Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. New York: IEEE, 1992:379-385.

(上接第 27 页)

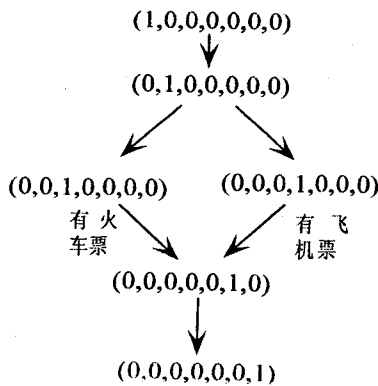


图 2 Agent₁ 的可达图

检索叶子结点,发现叶子结点的标识为(0,0,0,0,0,0,1),与目标标识 M⁰ 等价,此多主体系统目标计划生成。

4 结束语

将主体的动作概括为内部动作与外部动作,单个主体的内部动作通过其对于的 petri 网系统进行描述,进一步得到多主体系统的层次 petri 网系统。将主体的内部动作用一个变迁元素替代,根据给出的算法构

造出替代后的层次 petri 网的可达图,检索其可达图的叶子结点,如果有与目标标识等价,则目标计划生成。文中采用的方法与其他方法相比能有效地减小状态空间爆炸问题。下一步将考虑如何排除多主体系统中可能出现的冲突问题。

参考文献:

- [1] 袁崇义. petri 网原理[M]. 北京:电子工业出版社,1998.
- [2] 蒋昌俊. petri 网的行为理论及其应用[M]. 北京:高等教育出版社,2003.
- [3] Moldt D, Wienberg F. Mult Agent Systems Based on Colored Petri Nets[C]//Proceedings of the 18 International Conference, ICATPN. Toulouse, France: [s. n.], 1997.
- [4] Xu D, Volz R A, Ioerger T R, et al. Modeling and Verifying Multi-agent behaviors Using Predicate/Transition Nets [C]//Proc. of the 14th International Conference on Software Engineering and Knowledge Engineering. Italy: [s. n.], 2002.
- [5] 马炳先. 多主体行为冲突的 petri 网方法研究[J]. 计算机工程, 2006, 32(14):4-6.
- [6] 林 闯. 随机 petri 网和系统性能评价[M]. 北京:清华大学出版社,2005.