

doi: 10.7690/bgzdh.2014.12.014

基于贝叶斯网络的群体性事件智能视频分析与判定技术

吕卫强, 刘治红, 高洁, 张春华

(中国兵器工业第五八研究所军品部, 四川 绵阳 621000)

摘要: 为提高群体性事件智能视频监控的可靠性, 提出在传统图像处理算法实现目标检测和特征提取的基础上, 采用贝叶斯网络进一步对事件特征进行分析, 重点介绍人群聚集事件判定贝叶斯网络建模、参数设置和推理等关键过程, 并以具体的实例进行验证。结果表明: 该方法具有建模简单、对智能视频分析算法依赖性低、鲁棒性和移植性强等特点, 对建立可靠的智能视频监控系统具有参考价值。

关键词: 群体性事件; 贝叶斯网络; 智能视频监控系统; 人群密度估计

中图分类号: TJ02 **文献标志码:** A

The Intelligent Video Analysis and Determination Technology Based on Bayesian Network and Used for Group Events

LYU Weiqiang, Liu Zhihong, Gao Jie, Zhang Chunhua

(Department of Military Products, No. 58 Research Institute of China Ordnance Industry, Mianyang 621000, China)

Abstract: In order to improve the reliability of the intelligent video surveillance system used for group events, introduces a method adopting Bayesian network to analyze the more event features, based on using the image processing algorithm to realize target detection and feature extract. It focuses on the key procedure of the group events judgment Bayesian network including modeling, parameter setting and reasoning, and validated it with specific examples. The results show the method has the advantages of modeling simply, relying on the intelligent video analysis algorithms lowly, and high reliability and portability. It has reference value for building reliable intelligent video surveillance system.

Keywords: group events; Bayesian network; intelligent video surveillance system; crowd density estimation

0 引言

群体性事件现场人群聚集、流动等情况均对事态的发展和控制产生重要影响, 群体性事件智能视频分析与判定主要采用智能视频分析和人工智能的方法实现对人群密度、动向等特征的自动提取和行为的自动理解、判定, 从而发出预警。

传统的智能视频分析方法集中在运用计算机视觉(computer vision, CV)算法, 以严格的数学推导对所需要的物体特征(包括特征点、物体轮廓、色彩空间直方图、梯度向量和纹理特征等)进行抽取, 并对这些特征进行综合处理, 通过学习(learning)、匹配(matching)、跟踪(tracking)等手段实现时间和空间上的物体识别(object recognition)、动作识别(action recognition)以及人群密度估算(crowd density estimation)等, 从而达到智能监控的目的^[1]。

然而, 由于对摄像头精度以及智能图像处理运算效率要求越来越高, 以 CV 算法为中心的智能图像处理方式, 特别是以高计算复杂度为代价的高精度检测算法往往不能够满足实时处理的要求, 需要

采用抽帧的方式进行图像处理, 导致系统可靠性降低。而且由于所需要侦测的物体或者事件往往具有一些特殊性, 导致在检测不同对象的时候所需要使用的算法往往大相径庭, 在一个场景中可以达到满意检测效果的系统很可能无法适应另外的场景, 导致所设计的智能视频监控系统的可再利用率大大降低。出于以上这些考虑, 近年来, 相关学者开始转向关于人类认知过程的研究, 并开始将认知过程中的概率统计理论引用到智能视频分析的研究中^[2]。

贝叶斯网络是一种基于概率推理的有向无环非循环网络, 可根据不完全或不精确的信息进行较为准确的因果推理。这种特点正好适合根据现场不详细的事件特征来对事件类型进行判断。因此, 在采用传统的图像处理算法实现目标检测和特征提取的基础上, 笔者研究采用贝叶斯网络进一步对目标特征进行分析, 准确判断人群密度等级, 以提高群体性事件预警的准确率。

基于此, 笔者摒弃传统以 CV 算法为核心的智能图像处理方式, 改为采用基于贝叶斯网络的智能

收稿日期: 2014-07-04; 修回日期: 2014-08-24

基金项目: 国家科技支撑课题“群体性事件现场态势感知与信息综合处理技术研究”(2012BAK06B01)

作者简介: 吕卫强(1975—), 男, 陕西人, 硕士, 高级工程师, 从事装备信息与控制技术研究。

图像处理方式，构建鲁棒性强、检测质量稳定和计算复杂度低的智能视频监控系统 (intelligent video surveillance system, IVSS)。

1 基于贝叶斯网络的事件分析流程

基于贝叶斯网络的群体性事件分析与预警，即指通过对公安、武警等部门分析、判断、预警群体性事件的业务规则进行分析，形成先验知识，构建贝叶斯网络。结合基于 CV 的底层特征提取技术获取群体性事件的图像特征表现，利用贝叶斯网络强大的因果推理功能得出群体性事件的判断结果。一般情况下，基于贝叶斯网络的群体性事件分析与预警流程如图 1。

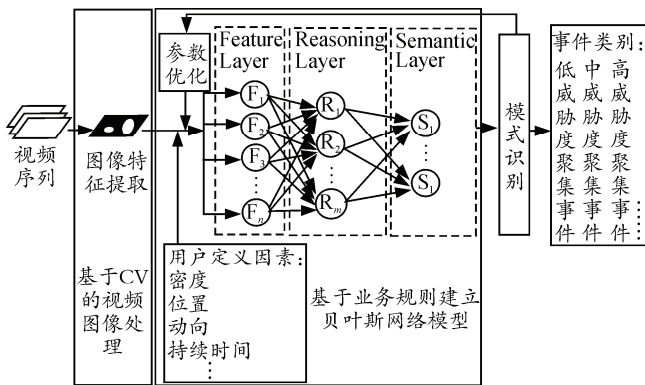


图 1 基于贝叶斯网络的群体性事件分析与预警流程

1) 基于业务规则建立贝叶斯网络模型。

分析人工通过现场视频分析、判定、预警群体性事件的业务规则，明确需要智能判定的具体事件。针对具体事件，构建事件判定贝叶斯网络拓扑结构。收集具体事件的分析判定信息，处理后得到网络的参数，即各节点的相应概率，完成网络的构建。

2) 基于 CV 的视频图像处理。

针对群体性事件现场的监控视频流，重点采用帧间差分实现运动目标的提取，并通过边缘提取、像素统计、运动块匹配等实现人群的密度、位置、动向等特征提取，并通过在视频图像上叠加标示直观显示人群的密度分布。

3) 基于模式识别的事件判断和预警。

接收视频图像处理提取的特征信息，将特征信息输入到贝叶斯网络中，借助网络推理功能将信息在网络中传播，计算网络中各节点的后验概率。通过后验概率对事件做出判断。若判断正确，则输出相应的事件及预警信息；若判断有误，则将正常信息输入网络，重新接收特征信息进行判断。

4) 网络模型优化。

网络模型的优化与事件判断的准确度息息相关，为使判决网络在针对某个特定的场景或者事件，甚至是针对一系列的场景或者事件的时候可以得到最优化的检测效果，需要不断对网络模型进行优化。模型的优化包括参数优化以及参数结构优化，优化方式包括在线优化和离线优化。在事件正确判断的情况下，可以根据各节点的后验概率对各节点参数进行在线优化；对于误判事件进行分析，总结判断因素，对网络的结构进行调整，由于结构调整后需要重新学习和适应，因此网络结构的优化只能离线进行。

2 群体性事件判定贝叶斯网络模型

2.1 群体性事件中人群聚集的判断规则

以整个人群作为分析目标，通过提取目标人群的特征，分析人群各种特征之间的关系，特征之间相互作用以及对最终判定人群聚集威胁的作用，根据特征之间的关系组成群体性事件人群聚集威胁的叶贝斯网络模型；在计算聚集人群的威胁时需要提取的人群特征进行量化，根据武警在处理人群威胁过程中的经验数据设定人群特征威胁度及模型特征量之间的关系，再根据叶贝斯网络确定聚集人群威胁度的全概率公式，进而计算出聚集人群在特定特征量下的威胁度来推导聚集人群的威胁。

2.2 聚集事件判断贝叶斯网络拓扑结构

采用叶贝斯网络计算聚集人群的威胁度，首先须设定聚集人群的叶贝斯网络拓扑结构，以人群聚集的特征矩阵中的特征值作为网络的基础特征层节点，包括人数、人群面积、人群速度、人群方向和人群聚集时间；以人群密度、人群聚集强度、先验威胁概率作为中间变量层；以人群威胁度作为事件层。整个贝叶斯网络拓扑结构如图 2。

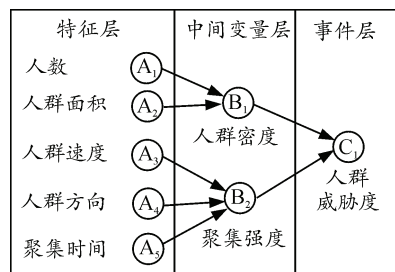


图 2 人群聚集事件判断贝叶斯网络拓扑结构

武警在处理聚集人群的过程中积累了人群特征的经验数据及特征之间依赖关系，这些数据可以用来对特征层元素进行量化，见表 1；设定人群聚集

事件判断贝叶斯网络层与层之间的依赖关系的量化，见表 2、表 3。

表 1 特征层元素对应事件层事件的先验概率关系

元素	条件	高威胁度	中威胁度	低威胁度
A ₁	>15 人	0.8	0.1	0.1
	5~15 人	0.1	0.9	0.1
	<5 人	0.1	0.1	0.9
A ₂	>4 万像素	0.7	0.2	0.1
	1 万~4 万像素	0.1	0.7	0.2
A ₃	<1 万像素	0.1	0.1	0.8
	>5 km/h	0.6	0.2	0.2
	1~5 km/h	0.2	0.6	0.2
A ₄	<1 km/h	0.2	0.2	0.6
	8 成同向	0.7	0.2	0.1
	3~8 成同向	0.1	0.7	0.2
A ₅	<3 成同向	0.1	0.2	0.7
	>3 min	0.7	0.2	0.1
	1~3 min	0.2	0.7	0.1
	<1 min	0.1	0.2	0.7

表 2 特征层与中间层变量概率依赖关系

A ₁	A ₂	A ₃	A ₄	A ₅	P(B ₁ A ₁ , A ₂)		P(B ₂ A ₃ , A ₄ , A ₅)	
					1	0	1	0
1	1	1	1	1	0.8	0.2	0.7	0.3
0	1	1	1	0	0.8	0.2	0.7	0.3
1	0	1	0	1	0.7	0.3	0.6	0.4
0	0	1	0	0	0.7	0.3	0.6	0.4
		0	1	1			0.8	0.2
		0	1	0			0.8	0.2
		0	0	1			0.8	0.2
		0	0	0			0.8	0.2

表 3 中间层与事件层变量概率依赖关系

B ₁	B ₂	P(C ₁ B ₁ , B ₂)	
		1	0
1	1	0.8	0.2
0	0	0.2	0.8
1	1	0.9	0.1
0	0	0.1	0.9

3 事件判定贝叶斯网络推理算法选择

群体性事件分析与预警贝叶斯网络的推理过程就是对整个网络节点的逐层全概率计算，这是采用贝叶斯网络进行威胁度检测的关键因素。当前贝叶斯网络的推理算法有遗传算法、精确推理算法、近似推理算法和先验知识学习算法等。先验知识是指在某一领域内概念和概念之间相互关系以及有相互关系概念的约束的集合。贝叶斯概率统计模型引入先验知识可提高系统的鲁棒性、提升检测质量、减低模型建模难度、降低系统优化所需的数据量及系统的计算复杂度^[3]。

由于图 2 所示的人群聚集事件判断贝叶斯网络拓扑结构图拓扑结构清晰，节点数目适中，状态数据适中，适合选择先验知识学习算法；因此，笔者选择先验知识学习算法作为群体性事件分析与预警贝叶斯网络推理算法。

4 贝叶斯网络推理算法及实现

群体性事件分析与预警贝叶斯网络推理算法为：

设定特征层元素 {A₁, A₂, ..., A_n} 为完备数据集；中间层元素记为 {B₁, B₂, ..., B_n}；事件层元素记为 C，其中处于某一状态记为 C_i。

则某一 C_i 的计算公式为

$$P(C = C_i / A_1, \dots, A_n) = \frac{P(A_1, \dots, A_n / C = C_i) \times P(C = C_i)}{P(A_1, \dots, A_n)} \quad [4] \quad (1)$$

将式 (1) 展开得到式 (2)：

$$P(C = C_i / A_1, \dots, A_n) = \frac{\sum [P(C = C_0) \Pi P(A_i = a_i^q / \{B_i\} = \{b_i^q\}) \Pi P(B_j = b_j / C = C_0)]}{\sum [P(C = C_k) \Pi P(A_j = a_j^q / \{B_j\} = \{b_j^q\}) \Pi P(B_j = b_j / C = C_k)]} \quad (2)$$

实现算法步骤：

1) 确立群体性事件分析与预警贝叶斯网络的关系矩阵，记录元素 A 的 n 个可能的状态 {a₁, ..., a_n}，元素 B 的 m 个可能的状态 {b₁, ..., b_m}，则元素 A 与 B 的关系矩阵记为 σ_B^A，大小为 n×m；元素 C_i 对应语义层 C，其和中间层的关系矩阵记为 σ_{C_i}^B。

2) 根据特征层与中间层的依赖关系计算中间层变量 B_j 的值，依赖关系矩阵为 σ_B^A。P(A_i = a_i^q / {B_i} = {b_i^q}) 表示当与特征层信息 A_i 相关的中间层语义集合 {B_i} 取某个特定的取值组合 {b_g} 时特征层信息 A_i 取值为 a_i^q 的概率。

3) 根据中间层与语义层的依赖关系计算中间层变量 C_j 的值，依赖关系矩阵为 σ_{C_i}^B。其中 P(B_j = b_j / C = C₀) 表示语义层事件 C 取值为 C₀ 的时候，中间层 B_j 取值为 b_j 的概率。

4) 重复执行步骤 2)~3)，直到把语义层的所有状态值 P(C=C_k) 均计算出来。

5) 根据计算出的语义层值得到人群聚集区块的威胁大小^[5]。

下面以图形处理单元给出的一组数据计算人群威胁度。

原始数据：人数 16，面积 4.2 m²，速度 4.8 km/h，方向 82% 同向，时间 1 min。

则得到原始数据集 {16, 4.2, 4.8, 0.82, 1}；