面向智能监控摄像头的监控视频大数据分析处理

邵振峰[①③] 蔡家骏[①③] 王中元[*④] 马照亭[②]

[①](武汉大学测绘遥感信息工程国家重点实验室 武汉 430079)

[②](中国测绘科学研究院 北京 100830)

[③](地球空间信息技术协同创新中心 武汉 430079)

[④](武汉大学国家多媒体软件工程技术研究中心 武汉 430079)

摘 要：视频监控是安防的重要组成部分，智能监控摄像头以其丰富的异常行为识别功能，极大地增强了监控场所的安全。随着部署的智能摄像头日渐增多以及视频监控网规模的不断扩大，海量的视频数据给存储、检索及分析带来了巨大挑战。该文提出智能摄像头异常报警事件驱动的监控视频大数据智能处理方法，具体包括：多点关联分析的异常事件自动预警、事件驱动的监控视频选择性存储以及异常行为事件约束的关联检索，以期提高大数据时代监控视频数据的深度利用效率。实践案例证实，所提方法能够实现异常事件的可信预警，录像视频选择性的高效保存和破案线索的快速发现。

关键词：监控视频大数据；关联分析；异常事件预警；智能检索；智能监控系统

中图分类号：TP391 **文献标识码**：A **文章编号**：1009-5896(2017)05-1116-07

DOI: 10.11999/JEIT160712

Analytical Processing Method of Big Surveillance Video Data Based on Smart Monitoring Cameras

SHAO Zhenfeng[①③] CAI Jiajun[①③] WANG Zhongyuan[④] MA Zhaoting[②]

[①](*State Key Laboratory for Information Engineering in Surveying, Mapping and Remote Sensing, Wuhan University, Wuhan* 430079, *China*)

[②](*Chinese Academy of Surveying and Mapping, Beijing* 100830, *China*)

[③](*Collaborative Innovation Center for Geospatial Technology, Wuhan* 430079, *China*)

[④](*National Engineering Research Center for Multimedia Software, Wuhan University, Wuhan* 430079, *China*)

Abstract: As an important part in the security and protection system of cities, smart monitoring cameras which are equipped with intelligent video analytics ability can monitor in different scenes and pre-alarm abnormal behaviors or events. Nevertheless, with the growing number of smart monitoring cameras, the challenges to analytics, storage and retrieval of massive surveillance video data need to be solved in the big data era. This paper proposes an intelligent processing method which makes full use of smart cameras to big surveillance video data. The method consists of three parts: the intelligent pre-alarming for abnormal events, smart storage for surveillance video and rapid retrieval for evidence videos, which aim to improve the utilization efficiency of surveillance video data. Experimental results prove that the proposed approach can reliably pre-alarm abnormal events, efficiently reduce storage space of recorded video and significantly improve the evidence video retrieval rates associated with specific suspects.

Key words: Big surveillance video data; Association analysis; Pre-alarming of abnormal events; Intelligent retrieval; Intelligent surveillance system

1　引言

公共场所的安全保障是智慧城市的主要特征之一[1]，但近年来全球范围内社会治安形势日趋复杂，交通事故、恐怖袭击、犯罪事件频发等现象严重影响了社会的稳定。为了遏制和打击犯罪、降低社会安全风险，重要场所都安装了视频监控系统，实现监控音、视频资料的录像保存。 视频监控系统在危险行为预警和事后破案中正发挥重要作用。

我国已安装的监控摄像头目前已超过 3000 万个，每年产生数万 PB(PetaByte)的数据量，视频监控的覆盖范围和监控点、卡口的数量都以 30%以上的增长率在快速增加。由于视频是非结构化数据，很难从中自动分析出蕴含的丰富信息，庞大的数据量给监控视频的存储、分析、检索造成巨大的技术挑战。近年来，在机器学习和大数据技术的驱动下，视频监控系统的智能化过程发展迅速，任务处理的智能化和自动化程度不断提高[2]。

单摄像机监控向多摄像机监控网络的转变[3]使得视频数据量变得更为庞大，如何让视频分析技术在大数据中发挥作用也成为人们关注的一个方向，学者们也提出了自己的解决方法。在大数据存储与检索方面，Guo 等人[4]设计了一种名为 SVIS 的视频数据存储方式，能够快速调用各种格式的视频数据以供分析平台的后续操作；Shavachko 等人[5]设计了 HDFS 系统有效地存储大数据，以解决视频信息存储冗余的问题。在异常行为检测方面，Kim 等人[6]提出了基于行为模板的方式，获取不同动作的特征从而设立各自的模板，实际使用时将捕捉到的动作与模板进行匹配，以达到对各种行为进行准确地识别的效果；Chen 等人[7]提出了一种基于加速度特征的异常行为检测方法来检测移动的人群中加速度异常的可疑目标，有效地标记出逆行或者快速移动的人，从而进行预警；在其他一些工作中还用到了 k 中心点(k-medoids)、基于半径(radius-based)和基于蚁群(ant-based)等不同原理的聚类方法对异常行为进行识别[8−10]。这些算法侧重于单方面的视频分析，并未考虑视频数据的时空关系将监控视频的处理连接为一个整体。

与此同时，相继有很多智能视频监控系统被开发，如卡内基梅隆大学早期开发的 VSAM(Visual Survelliance And Monitoring)系统[11]，该系统的应用场所主要是战场，采用了一种自动化的视频解析技术以及分布式监控摄像头网络来识别单个人在复杂环境下的行为并进行持续的监控，以及时收集战场上的实时信息从而为军队的指挥提供决策上的辅助；中科院自动化所研发的 Vs-star 系统[12]利用目标的检测、分类、识别、跟踪与分析技术来确定目标的行为，从而在各种场所的安全保障方面发挥作用。在应用方面，Garcia 等人[13]介绍了相关系统在高速公路附近的公共区域中的应用，主要是为了确保行人的安全，监视各项异常行为；Huang 等人[12]介绍了相关系统在地铁、大型活动中的应用，实现了 24 h 对室外的车辆与行人，室内的活动人员全面的智能化监控。为了满足实际需求，部分场所已经安装了智能监控摄像头，现有的主流智能监控摄像头产品大多具有针对银行这类特殊场所异常行为提供警示功能。Hancked 等人[14]认为通过监控人们的行为并进行分析，在较大程度上能及时发现对社会治安构成威胁的犯罪行为。然而，使用这些智能监控摄像头监测异常事件时存在以下局限：(1)现有的智能监控系统只能就单个异常事件进行检测和告警，不能建立多个异常事件间的时空关联关系。(2)大数据时代信息区域整体获取方式推动存储成本加速增长。Heibing 等人[15]指出：数据表达的广泛异构性使得任何形式的整体处理和存储都异常困难。(3)数据快速增长导致虚警搜索输出规模大大超出人工处理的极限。传统的事后取证方法主要是调阅案件或事故发生点及周边监控点的视频监控录像，当事件涉及的时空范围比较广时，需要查看海量的监控录像。

为解决上述问题，本文基于大数据的理念，提出智能摄像头异常报警事件驱动的监控视频大数据智能处理方法。提出方法不是简单被动地接收和处理单个智能摄像头的异常报警信息，而是将具有时空属性的多点智能摄像头的识别结果再次进行协同关联分析，试图找出异常行为发生的规律和模式，挖掘表面孤立的异常行为间的内在联系，用于智能监控系统的事前风险预警、事中智能存储和事后的快速取证，从而提升有内在关联的异常行为的预警精度、与异常行为相关联的视频录像保存效率、异常行为约束下的案件线索发现效率。

收稿日期：2016-07-07；改回日期：2016-12-13；网络出版：2017-02-09
*通信作者：王中元　wzy_hope@163.com
基金项目：中央高校基本科研业务费专项资金(2042016kf0179, 2042016kf1019, 2042016gf0033)，2016 年广州市科技计划资助项目(201604020070)，测绘地理信息公益性行业科研专项经费项目(201512027)，湖北省自然科学基金(2015CFB406)，武汉市应用基础研究计划项目(2016010101010025)

Foundation Items: The Fundamental Research Funds for the Central Universities (2042016kf0179, 2042016kf1019, 2042016gf0033), The Guangzhou Science and Technology Project (201604020070), The Special Funds Project on Public Welfare Industry Research of Surveying and Mapping Geographic Information (201512027), The Natural Science Fund of Hubei Province (2015CFB406), The Applied Basic Research Program of Wuhan City (2016010101010025)

2 基于多点关联分析的智能处理方法

2.1 基于多点关联分析的异常事件预警

辨别出与偶尔的正常行为有显著性差异的事件，根据公安干警案情分析经验和大数据揭示的犯罪分子行为特征，可从异常行为发生的频次、时长、目标身份以及周边出现范围等几个维度进行甄别。为方便分析，具体又进一步区分为单点时段分析和多点协作分析两种情况。

关联分析就是寻找异常事件往往在空间和时间上的相关性，从而排除偶发的孤立事件，挑出对公共安全预警更敏感的系列事件。

事件的时间自相关是指事件发生的频数或属性的数值在时间上呈现出的相关性特征，这种相关性特征可以用时间自相关函数来衡量。假设事件频数或事件属性值在监控点捕获的时间序列中对应的值为 $z(1),z(2),\cdots,z(t)$，$z(t)$ 表示 t 对应的时间范畴事件发生的频数或某项属性值，定义时间延迟期 k 的自相关函数为

$$\rho_k=\frac{\mathrm{Cov}\big(z(t),z(t+k)\big)}{\sigma_{z(t)}\sigma_{z(t+k)}}=\frac{\mathrm{E}\Big[\Big(z(t)-\overline{z(t)}\Big)\Big(z(t+k)-\overline{z(t)}\Big)\Big]}{\sqrt{\mathrm{E}\Big[\Big(z(t)-\overline{z(t)}\Big)^2\Big]\mathrm{E}\Big[\Big(z(t+k)-\overline{z(t)}\Big)^2\Big]}} \tag{1}$$

时间自相关系数 ρ_k 可用来表示事件被监控点捕获的时间序列中任意时间间隔相关程度是如何随延期 k 发生变化的。

空间自相关分析侧重考察大量事件在整个监控网范围内的分布情况，判断事件的整体空间分布是否呈现出聚集性的特征。常用的空间自相关统计量为 Moran's I，其表达式为

$$I=\frac{n}{\sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{n}\omega_{ij}}\times\frac{\sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{n}\omega_{ij}\big(z_i-\overline{z}\big)\big(z_j-\overline{z}\big)}{\sum_{i=1}^{n}\big(z_i-\overline{z}\big)^2} \tag{2}$$

其中，z_i，z_j 为空间变量，在异常事件研究领域可表示 n 个不同监控点内事件发生频数或某项事件属性值，$\overline{z}=\sum_{i=1}^{n}z_i/n$。$\omega_{ij}$ 是空间权重系数，表示发生异常事件的两个监控点 i 和 j 之间的邻接关系。

实践上，根据前端智能摄像头接收到的异常行为报警信息，建立异常行为库。异常行为库提供后续分析的与事件相关的元数据，再对单点历史数据关联分析，分析其时间自相关性。监控点检测到异常行为发生时，立刻启动与数据库中历史记录的关联分析，通过综合分析，给出是否为孤立行为还是有预谋的行为判断。

最后，出于犯罪嫌疑人反侦查的犯罪行为表现，需要进行多点时空数据关联分析。犯罪嫌疑人的目标不限于一处，可能同时关注多个目标并从中选取防范最脆弱的目标。因此，若将单点历史记录的关联分析拓展到多点记录的时空关联分析，可发现出现在多处的异常行为的时空重现规律，进而做出更为科学而合理的预警。

2.2 基于异常行为分析的监控视频智能保存

由于不同性质的监控场所关心的异常行为不尽相同，本文将监控目标划分成不同类型进行风险评估，为每类监控目标设置恰当的异常行为。根据建立的异常行为库构造风险评估模型，依据异常行为潜在的安全风险后果，为每类行为赋予一个风险权重，形成风险权重表，潜在安全风险高的异常行为权重大，反之亦然。统计异常行为的报警次数，结合风险权重，得到风险值，再进一步将风险值映射为 5 种风险等级。

风险权重的确定不仅要考虑不同异常行为的潜在危害程度，而且要考虑监控点的地域影响效应，风险权重表初始设置如表 1 所示。

表 1 风险权重表

监控目标类型	异常行为	本地风险权重	周边风险权重
重要设施	区域入侵	10	8
	跨界入侵	10	8
	人员聚集	10	8
金融机构	徘徊	8	6
	可疑人脸	10	8
	物品遗留/拿取	8	6
	快速移动	10	8
公共场所	物品遗留/拿取	4	2
	快速移动	5	3
	非法停车	1	1
	人员聚集	10	10
	打架斗殴	10	8

风险值 R 的计算方法为

$$R=\sum_{i=1}^{N}w_in_i \tag{3}$$

式(3)中，N 为报警的异常行为总数目，w_i 是异常行为 i 的风险权重，n_i 是异常行为 i 的发生次数。

将风险值 R 映射为 5 种等级：极高(≥ 50)、高(≥ 30)、中等(≥ 10)、一般(≥ 5)和无(<5)。

根据监控目标的不同安全防范要求，为每类目标构造一个高危异常行为集，集合中的异常行为定义成对该类目标构成潜在威胁的行为。高危异常行为集定义为

$$\left.\begin{aligned} S_{\mathrm{I}} &= \{\text{区域入侵，跨界入侵，人员聚集}\} \\ S_{\mathrm{F}} &= \{\text{可疑人脸，快速移动}\} \\ S_{\mathrm{P}} &= \{\text{人员聚集，打架斗殴}\} \end{aligned}\right\} \tag{4}$$

其中，S_{I} 表示重要设施，S_{F} 表示金融机构，S_{P} 表示公共场所。

通过记录的异常行为历史大数据、实际发生的安全事件的历史数据，将引发实际安全事件发生的异常行为定义为预兆异常行为，根据一段时间内实际发生的事件及时更新异常行为的风险权重。如果异常行为不在风险权重表中，则在表中增加条目，并将其风险权重值设为表中的最大值。定期对风险评估模型进行修改。其流程如图 1 所示。

2.3 异常事件的关联分析检索

与特定事件强关联的异常行为，既包含影响特定事件发生的行为也包含特定事件发生后的异常表现，这些特征正是后续异常事件检索的重要依据。

在大数据时代，可以通过对以往积累的历史案情数据的挖掘以结合专家知识对事件的属性结构进行归纳总结。已经得到证实的部分代表性的关联行为具备的属性如下所示：

(1)银行抢劫案后，之前发生在本地后周边银行行为主要具备徘徊的属性。

(2)入室盗窃案发生后，人员的可疑行为具备进入/离开小区的属性。

(3)聚众斗殴的发生，参与人员的行为会具备人员聚集属性。

因此，建立典型事件属性结构与智能监控探头可识别的异常行为的映射关系，一旦实际案件发生，从异常行为记录数据库中，搜索与案件类型强相关的异常行为及其发生的时间、地点，查看关联的快照图像，根据实际需要进一步调阅监控点的录像视频作细粒度分析。其流程如图 2 所示。

根据常识和专家知识，选择几组代表性的事件-异常行为关联属性规则，作为事件-异常行为关联度模型表的初始表项，如表 2 所示。

然后对事件-异常行为关联度模型表进行更新，其更新方式如表 3 的算法 1 所示。

算法 1 中的相似度的计算公式为

$$\mathrm{Sim}(P_{\mathrm{S}},P_{\mathrm{C}})=|P_{\mathrm{S}}|/|P_{\mathrm{C}}| \tag{5}$$

式中，P_{S}，P_{C} 分别表示观测异常行为集合与专家意

表 2 事件-异常行为关联度模型表

案件或事件类型	异常行为
抢银行	徘徊
骚乱	人员聚集
抢劫	快速移动
入室盗窃	进入/离开区域
聚众斗殴	人员聚集
暴力恐怖	逆行，非法停车
群体事件	人员聚集

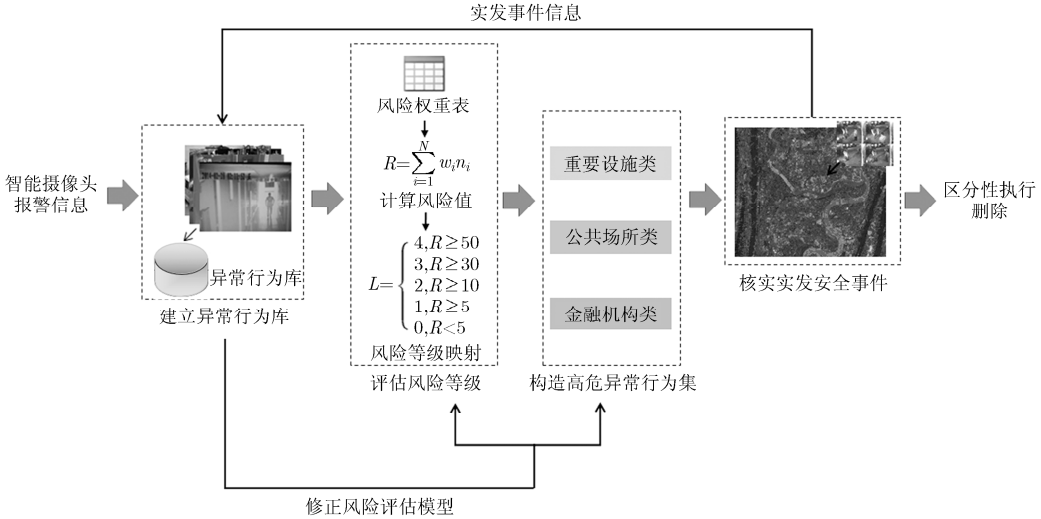

图 1 监控视频异常行为的智能保存方法

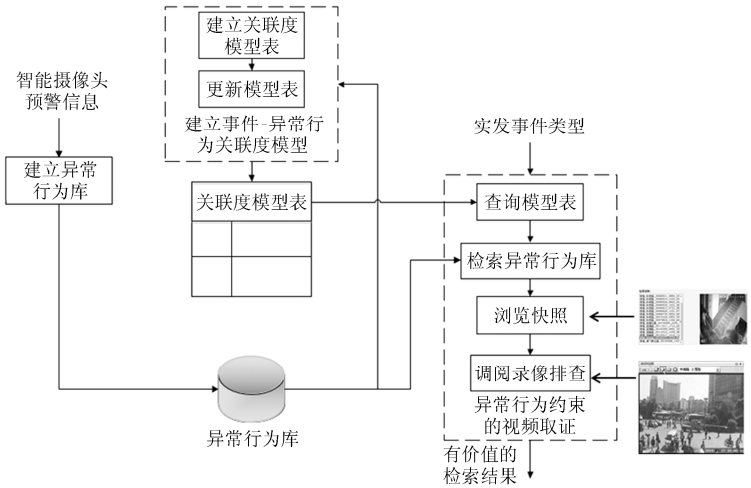

图 2 异常行为快速检索方法

表 3 事件-异常行为关联度模型表更新算法

算法 1 事件-异常行为关联度模型表更新算法

(1)定义事件合集：E={抢银行，抢劫，骚乱,…}；

(2)定义异常行为集合：A={区域入侵，进入/离开区域，徘徊，快速移动，打架,…}；

(3)随着智能监控摄像头检测的异常行为种类的增加，相应地扩大异常行为集合 A；

(4)随着异常行为集合 A 的扩大，分析与新增加的异常行为关系密切的案件或事件，并将其添加到事件集合 E 中；

(5)针对事件集合 E 中的某一元素 E_i，根据历史案发大数据，统计与其相关的异常行为出现的频次，并按频次排序，得到集合 S_1；

(6)针对事件集合 E 中的某一元素 E_i，根据专家意见，列举与其相关的异常行为，进行异常行为相似度的计算并排序，得到集合 S_2；

(7)对集合求交集：$S = S_1 \cap S_2$，由于两个集合相交得到的集合已根据异常行为与事件的相关度进行从强到弱排序，因此将 S 中的前二者作为与该事件最密切的异常行为，录入到事件-异常行为关联度模型表中。

见集合，得到的结果实质上就评判了该异常行为在专家意见中的相似度。

3 应用案例分析

3.1 异常行为预警

在震动全国的周克华案中，犯罪分子在每次抢劫前均要进行周密的踩点来规划犯罪时机和逃逸路线，最长的一次踩点过程历时 3 h。犯罪分子踩点的行为特征是，在目标场所外做一些看似无目的的徘徊、逗留，或者反复进出营业场所内部而不办理任何业务。

当使用本文的方法时，针对犯人在银行外的徘徊行为，首先使用单点历史大数据分析以及行人重检技术，判断出犯人进行了长时间地徘徊，即可进行预警。而在后续的案件中，我们进一步结合多点关联分析技术，发现犯人除了长时间且频繁地徘徊外，还曾在其他地点有类似的行为，具备高度的空间相关性，从而能够更迅速地对犯人的犯案实现预警。

我们使用了犯人在犯案地点的监控视频作为实验数据，结果如表 4 所示。

表 4 预警实验结果

监控点	单点历史大数据分析		多点关联分析	是否预警
	长时间徘徊	频繁徘徊	多处出现	
A	√	×	×	是
B	×	√	√	是
C	√	√	√	是
D	√	×	√	是

从表 4 中可以得到结论，犯人每次犯案前必然经过了细致的踩点，这是及时发现犯罪行为并且进行预警的重要依据。对于犯人第 1 次犯案，判断出了其长时间徘徊的异常行为，据此可引起警方的警惕，避免犯罪行为的发生。而对于后续犯人的犯罪行为，我们在利用单点历史大数据的同时，也结合了多点关联分析的方法，更有效地进行了预警。

3.2 监控视频智能保存

实验中使用武汉市武汉大学周边 3 个 ATM 机作为实验目标。

根据实际调查，与 ATM 配套的监控摄像头每天录下的视频数据会全部保存，并有 3 个月的保存期限。然而，这种存储方式下存储的视频数据包含的都是一些没有意义的画面，这使得存储空间造成不必要的浪费。

依据本文的存储策略则能够大幅度缩小存储空间。由于监控目标是金融机构，依据初始风险权重表可以查到异常行为：徘徊、可疑人脸、物品遗留/拿取和快速移动的本地风险权重及周边风险权重。结合监控视频中出现的异常行为即可计算风险值。根据风险值便能够决定该段视频是否保留以及应当保留的期限。若该段监控视频包含了高危异常行为，对于金融机构特指可疑人脸及快速移动，则需延长保存时间。若录制该段监控视频时本监控点或周边一定范围内同类监控点发生了案件，则该段视频需永久保存以便后续查证与备案。本次实验选取了这 3 个监控点随机 3 天的监控视频作为实验数据。得到的结果如表 5 所示。

从表 5 中可以发现，大部分的监控视频并不需要长时间保存，有一部分甚至可以直接删除。

3.3 异常行为的关联分析检索

在 3.1 节提到的案件中，犯人在作案后，警方为了完成事后取证而专门建立了专案组，调集了 1500 名警员历时一个月采用全人工方式，才从全城监控录像中发现 329 段犯人的影像，消耗了大量的劳动力。

使用本文方法，则可根据关联分析检索来快速地查找与本案犯人相关的监控视频数据。在本案中，犯人在银行周边实施抢劫，根据事件本身所具备的属性结构以及事件-异常行为关联度模型表的映射可以得知易发生的异常行为是徘徊以及快速移动。进而以徘徊及快速移动作为关键词对异常行为库进行检索，从而定位到涉案的相关监控点。随后从筛选后的监控点中定位有价值线索。

除此之外，我们从基于 2015 年武汉市部分金融网点监控摄像头构建的异常行为数据库中随机抽取 100 段监控视频，引用上述的关联分析进行检索，得到的结果如表 6 所示。

表 5 存储实验结果

监控点	编号	出现的异常行为				风险值	保存策略
		徘徊	可疑人脸	物品遗留/拿取	快速移动		
A	1	3	0	0	0	24	2 个月
	2	1	**1**	0	0	18	3(2+**1**)个月
	3	1	0	0	0	8	1 个月
B	1	0	0	0	0	0	删除
	2	4	0	0	**1**	42	4(3+**1**)个月
	3	1	0	1	**1**	26	3(2+**1**)个月
C	1	2	0	1	0	24	2 个月
	2	1	0	0	0	8	1 个月
	3	3	0	0	**1**	34	4(3+**1**)个月

注：加粗数字“**1**”表示对于金融设施的高危异常行为，相应的监控视频需要适当延长保存时间

表 6 基于关联分析的检索结果

编号	异常行为类型	快照片段文件名	原始监控录像索引	备注信息
1	徘徊	Snap-0607151247011.jpg	Video060715314.mpg	无
2	徘徊	Snap-0511150854011.jpg	Video051115068.mpg	等人
3	徘徊	Snap-0520150920011.jpg	Video052015075.mpg	无
4	徘徊	Snap-0613100722011.jpg	Video061315139.mpg	疑似踩点
5	徘徊	Snap-0730150652011.jpg	Video073015264.mpg	无
6	徘徊	Snap-0816151346011.jpg	Video081615023.mpg	无
7	徘徊	Snap-1017151117011.jpg	Video101715134.mpg	无
8	徘徊	Snap-0312151449011.jpg	Video031215072.mpg	无
9	徘徊	Snap-0711151247011.jpg	Video071115093.mpg	无
10	快速移动	Snap-0707151524031.jpg	Video070715134.mpg	无
11	快速移动	Snap-0130152151031.jpg	Video013015003.mpg	无
12	快速移动	Snap-0822151308031.jpg	Video082215055.mpg	无
13	快速移动	Snap-0313151517031.jpg	Video031315209.mpg	追赶

4 结论

与传统的监控网络相比，本文设计的方法充分利用了智能监控摄像头的优势，有效提升了智能监控系统的效能，增强了监控系统的风险预警能力，大幅度节省了监控视频大数据的存储空间。与此同时，本文方法能够降低视频检索过程中调阅的录像数据规模，极大地提升了破案线索的排查效率。

参 考 文 献

[1] DBOUK M, MCHEICK H, and SBEITY I. CityPro; an integrated city-protection collaborative platform[J]. *Procedia Computer Science*, 2014, 37: 72–79. doi: 10.1016/j.procs.2014.08.014

[2] 黄凯奇, 陈晓棠, 康运锋, 等. 智能视频监控技术综述[J]. 计算机学报, 2015, 38(6): 1093–1118. doi: 10.11897/SP.J.1016.2015.01093.
HUANG Kaiqi, CHEN Xiaotang, KANG Yunfeng, *et al*. Intelligent visual surveillance: A review[J]. *Chinese Journal of Computers*, 2015, 38(6): 1093–1118. doi: 10.11897/SP.J.1016.2015.01093.

[3] 张诚, 马华东, 傅慧源. 基于时空关联图模型的视频监控目标跟踪[J]. 北京航空航天大学学报, 2015, 41(4): 713–720. doi: 10.13700/j.bh.1001-5965.2014.0472.
ZHANG Cheng, MA Huadong, and FU Huiyuan. Object tracking in surveillance videos using spatial-temporal correlation graph model[J]. *Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics*, 2015, 41(4): 713–720. doi: 10.13700/j.bh.1001-5965.2014.0472 .

[4] GUO Xiaoyan, CAO Yu, and TAO Jun. SVIS: Large Scale Video Data Ingestion into Big Data Platform[M]. Hanoi: Springer, 2015: 300–306.

[5] SHVACHKO K, KUANG H, RADIA S, *et al*. The hadoop distributed file system[C]. IEEE 26th Symposium on MASS Storage Systems and Technologies, Nevada, 2010: 1–10. doi: 10.1109/MSST.2010.5496972.

[6] KIM H, LEE S, KIM Y, *et al*. Weighted joint-based human behavior recognition algorithm using only depth information for low-cost intelligent video-surveillance system[J]. *Expert Systems with Applications*, 2016, 45(C): 131–141. doi: 10.1016/j.eswa.2015.09.035.

[7] CHEN Chunyu, SHAO Yu, and BI Xiaojun. Detection of anomalous crowd behavior based on the acceleration feature[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2015, 15(12): 7252–7261. doi: 10.1109/JSEN.2015.2472960.

[8] CALDERARA S, CUCCHIARA R, and PRATI A. Detection of abnormal behaviors using a mixture of Von Mises distributions[C]. IEEE International Conference on Advanced Video and Signal Based Surveillance, London, 2007: 141–146. doi: 10.1109/AVSS.2007.4425300.

[9] BALLAN L, BERTINI M, DEL BIMBO A, *et al*. Effective codebooks for human action categorization[C]. IEEE 12th International Conference on Computer Vision Workshops, Kyoto, 2009: 506–513. doi: 10.1109/ICCVW.2009.5457658.

[10] WANG Kejun and OLUWATOYIN P P. Ant-based clustering of visual-words for unsupervised human action recognition[C]. World Congress on Nature and Biologically Inspired Computing, Fukuoka, 2010: 654–659. doi: 10.1109/NABIC.2010.5716377.

[11] COLLINS R T, LIPTON A J, KANADE T, *et al*. A system for video surveillance and monitoring[R]. Technical report CMU-RI-TR-00-12, Pittsburgh: Camegie Mellon University, 2000.

[12] HUANG Kaiqi and TAN Tieniu. Vs-star: A visual interpretation system for visual surveillance[J]. *Pattern Recognition Letters*, 2010, 31(14): 2265–2285. doi: 10.1016/j.patrec. 2010.05.029.

[13] GARCIA C R, QUESADAARENCIBIA A, CRISTOBAL T, *et al*. An intelligent system proposal for improving the safety and accessibility of public transit by highway[J]. *Sensors*, 2015, 15(8): 20279–20304. doi: 10.3390/s150820279.

[14] HANCKE G P, SILVA B C, and HANCKE G P. The role of advanced sensing in smart cities[J]. *Sensors*, 2012, 13(1): 393–425. doi: 10.3390/s130100393.

[15] HELBING D and BALIETTI S. From social data mining to forecasting socio-economic crises[J]. *European Physical Journal Special Topics*, 2011, 195(1): 3–68. doi: 10.1140/epjst/e2011-01401-8.

邵振峰： 男，1976 年生，教授，研究方向为智慧城市.

蔡家骏： 男，1993 年生，硕士生，研究方向为智慧城市、图像融合.

王中元： 男，1972 年生，教授，研究方向为视频大数据.

马照亭： 男，1976 年生，高级工程师，研究方向为智慧城市.