

# 基于改进卷积神经网络的周界入侵检测方法

张永良<sup>1</sup> 张智勤<sup>1</sup> 吴鸿韬<sup>2</sup> 董灵平<sup>1</sup> 周冰<sup>1</sup>

(浙江工业大学计算机科学与技术学院 杭州 310024)<sup>1</sup>

(河北工业大学计算机科学与软件学院 天津 300130)<sup>2</sup>

**摘要** 监控系统已经成为周界入侵防范的重要手段之一,但是目前局限于被动式监视。对此,提出一种通过对监控系统传回的视频图像进行人体目标识别进而实现主动周界入侵检测的方法。针对目前人体目标检测算法场景适用性较差的问题,提出一种基于改进卷积神经网络的行人检测算法,该方法在深层特征的基础上融入浅层特征,利用浅层特征校正深层特征在识别目标过小时的局限性,最后利用 Softmax 进行分类。实验结果证实,改进后的卷积神经网络对行人的姿态和适用场景都具有较高的鲁棒性,并且在 INRIA 库上的识别率为 98.82%,在 NICTA 库上的识别率为 99.82%,在 CVC 库上的识别率为 94.50%,在 Daimler 库上的识别率为 99.92%。

**关键词** 智能视频分析,行人检测,卷积神经网络,周界入侵

**中图分类号** TP183 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2017.03.039

## Perimeter Intrusion Detection Based on Improved Convolution Neural Networks

ZHANG Yong-liang<sup>1</sup> ZHANG Zhi-qin<sup>1</sup> WU Hong-tao<sup>2</sup> DONG Ling-ping<sup>1</sup> ZHOU Bing<sup>1</sup>

(College of Computer Science & Technology, Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310024, China)<sup>1</sup>

(School of Computer Science & Engineering, Hebei University of Technology, Tianjin 300130, China)<sup>2</sup>

**Abstract** Monitoring system has become one of the most important means for perimeter intrusion detection. But most of the existing monitoring systems are passive surveillance. In this paper, a method for active perimeter intrusion detection was proposed by identifying human targets in video images captured by monitoring systems. In order to enhance the robustness of different environment, this paper identified an improved convolution neural networks to realize an effective detection of human bodies with multiple postures captured by fixed cameras. Depth and shallow information are used to describe the pedestrian, so that it can improve the precision and robustness. Then, Softmax is used for classification. The experiment results confirm that the proposed algorithm has higher recognition rate for detecting human targets, which achieves recognition accuracy of 98.82% on INRIA database, 99.82% on NICTA database, 94.5% on CVC database and 99.92% on Daimler database, respectively.

**Keywords** Intelligent video analysis, Pedestrian detection, Convolution neural networks, Perimeter intrusion

## 1 概述

周界入侵检测是技术防范系统的一个重要组成部分,是现代安防建设的一个重要研究方向<sup>[1]</sup>。国内的相关研究工作起步较晚,发展还不太成熟。据统计,目前在安防产业每年近3000亿的市场中,周界入侵相关产品仅以64亿占据2.4%左右的份额<sup>[2]</sup>。实际的供给与需求形成强烈的反差,进一步证明了周界入侵检测相关技术研究的迫切性。

目前比较成熟的周界入侵检测技术如图1所示,其中微波探测器、振动探测器和磁开关只适用于室内环境;红外探测器、泄漏电缆、振动光缆、张力外墙对环境要求过于严格,容易受动植物、天气等因素的影响而产生误报<sup>[3-4]</sup>。视频监控系统

对环境比较鲁棒<sup>[5]</sup>,也是最近比较流行的周界防范措施,但缺少主动报警的能力,因此往往配合着其他检测方法一起使用。

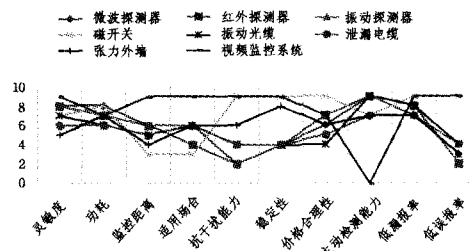


图1 各类周界入侵检测技术对比图

图2是结合红外探测器和视频监控系统共同实现的周界

到稿日期:2016-02-24 返修日期:2016-05-26 本文受浙江省教育厅项目(Y201329342),河北省科技计划项目(15210124),河北省高等学校科学技术研究项目(Z2015105)资助。

张永良(1977—),男,博士,副教授,主要研究方向为视频处理、模式识别, E-mail: tianzhang@zjut.edu.cn; 张智勤(1990—),男,硕士,主要研究方向为图像处理、模式识别; 吴鸿韬(1977—),男,硕士,讲师,主要研究方向为文本挖掘、图像处理; 董灵平(1964—),男,主要研究方向为图像处理; 周冰(1991—),男,硕士,主要研究方向为图像处理、模式识别。

防范。这种方式虽然可在一定程度上弥补视频监控系统无法主动报警的缺陷并取得了不错的效果,但还是无法避免红外探测器误报多的缺点,且价格更加昂贵。



图 2 结合红外和视频监控系统周界防范技术

为了解决现有技术存在的上述问题,本文提出一种基于改进卷积神经网络的周界入侵检测方法。该方法通过在视频监控系统中引入基于深度学习的人体目标识别算法,实现对入侵目标的准确识别,排除动植物等其他干扰因素,从而有效降低系统的误报率,提高系统对环境的鲁棒性;而实时的智能视频分析使得系统在非人工干预的情况下也能实现实时、主动的周界入侵报警。

### 2 卷积神经网络

20 世纪 60 年代,Hubel 和 Wiesel 在研究猫脑皮层中用于局部敏感和方向选择的神经元时,发现其独特的网络结构可以有效地降低反馈神经网络的复杂性,继而提出了卷积神经网络(Convolutional Neural Networks,CNN)<sup>[8]</sup>。在此后几十年中,卷积神经网络得到了长足的发展,并且在图像识别领域取得了广泛的应用。2012 年 Hinton 的学生 krizhevsky<sup>[6]</sup>在国际大规模视觉识别大赛(ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge,ILSVRC)中利用 CNN 将分类任务的 Top-5 错误率降到了 15.3%,而采用传统方法的第二名只有 26.2%的错误率,这足以说明 CNN 在目标识别领域的巨大潜力。随后,Google 的 Ioffe 等人<sup>[7]</sup>将 Top-5 错误率降到 4.8%。Szarvas 等人<sup>[8]</sup>将 CNN 用于行人检测,相较于传统方式取得了不错的效果;Tian<sup>[9]</sup>和 Ahmed<sup>[10]</sup>针对 CNN 分别从训练和结构上进行改进,同样取得了不错的效果。

图 3 是 Szarvas 等人<sup>[8]</sup>采用的 CNN 结构。该网络结构在行人检测上取得了很好的识别效果,下面以此为例对卷积神经网络的结构进行说明。

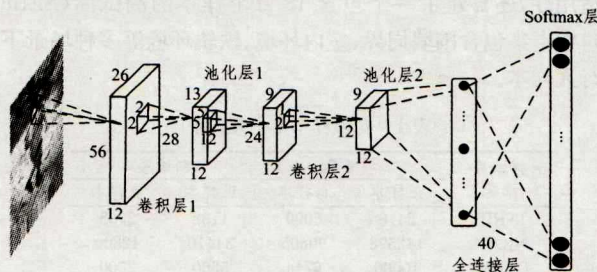


图 3 CNN 行人检测网络结构

#### 2.1 卷积层

卷积是分析数学的一种方式,它是两个变量在某范围内相乘后求和的结果。例如,对变量序列  $x(n)$  和  $h(n)$  求卷积为  $y(n)$ :

$$y(n) = \sum_{i=-\infty}^{\infty} x(i)h(n-i)$$

通过卷积操作,原始信号特征会得到加强,而噪声会相对减弱<sup>[11]</sup>。CNN 正是利用卷积的这一特性,达到强化图像的固有特性、模糊次要特征的目的。卷积核与原始特征 map 或上一层输出特征 map 进行卷积,加上偏置,得到当前层的特征 map。该过程可以用式(1)表示:

$$x_j^l = \sum_{i \in M_j} y_i^{l-1} \otimes k_{ij}^l + b_j^l \tag{1}$$

其中,  $x_j^l$  为第  $l$  层的第  $j$  个特征 map 的输入;  $y_i^{l-1}$  为第  $l-1$  层的第  $i$  个特征 map 的输出;  $k_{ij}^l$  为前一层的第  $i$  个特征 map 与当前层的第  $j$  个特征 map 的偏置;  $i \in M_j$  为前一层中与当前层的第  $j$  个特征 map 有连接的特征 map。

#### 2.2 子采样层

经过卷积层后,特征 map 的个数会增多,为了避免维数灾难,需要在卷积层的后面加入子采样层来降维。

子采样层可看作是模糊滤波器,可起到二次特征提取的作用。它的思想是利用图像局部相关性的原理,在保留原始特征信息的基础上对输入的特征 map 进行降维,输出维数更低的特征 map<sup>[11]</sup>。子采样过程如下:

$$x_j^l = f(\beta_j^l \text{down}(x_j^{l-1}) + b_j^l) \tag{2}$$

其中,  $\text{down}(x_j^{l-1})$  表示对第  $l-1$  层的第  $j$  个特征 map 进行子采样,图 3 的 CNN 中采用的是对输入图像不同的  $2 \times 2$  块的所有像素进行求和,从而输出图像可以在两个维度上都缩小一半;  $\beta_j^l$  为乘性偏置;  $b_j^l$  为加性偏置,每个输出 map 都对应一个属于自己的乘性偏置  $\beta$  和一个加性偏置  $b$ ;  $f(*)$  为激活函数。

#### 2.3 全连接层

全连接层上的每一个神经元均与上一层特征 map 中的所有神经元相连接,这一点与传统神经网络相似。每一个神经元的输出可以用式(3)表示:

$$h_{w,b}(x) = f(W^T x + b) \tag{3}$$

其中,  $x$  为神经元的输入,  $h_{w,b}(x)$  为神经元的输出,  $W$  为连接权重。常用的非线性激活函数有 Sigmoid, Tanh 和修正线性单元(Rectified Linear Unit, ReLU)。相较于其他激活函数,ReLU 的表现更加优秀<sup>[12]</sup>,其被广泛用于很多深度网络结构中,Szarvas 等人<sup>[8]</sup>采用的就是 ReLU。

#### 2.4 分类层

常用的分类模型有逻辑回归和 Softmax 回归,这两者都是基于线性模型分类模型。逻辑回归主要针对二分类问题,Softmax 回归则适用于多分类情况。图 4 示出了逻辑回归和 Softmax 回归的结构图。

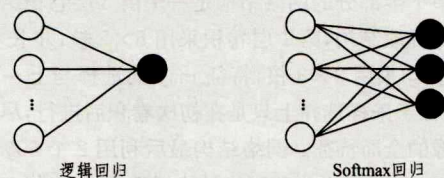


图 4 分类模型结构图

在二分类问题中,如果属于类别 1 的概率是  $f(x)$ ,那么属于类别 0 的概率可以用  $p$  表示:

$$p = P(y|x, \theta) = f(x)^y (1-f(x))^{1-y} \tag{4}$$

其中

$$f(x) = P(y=1|x, \theta)$$

式(4)中的  $\theta$  即为学习中通过训练数据求得的最优解参数。将逻辑回归扩展于  $c$  分类情况即可得到 Softmax 回归,  $p_c$  是  $c$  类别的概率,  $J_c(\theta)$  是  $c$  类别的代价函数:

$$p_c = P(y=c|x) = \frac{1}{1 + \sum_{k=1}^{c-1} e^{\theta_k^T x}} \quad (5)$$

$$J_c(\theta) = -\frac{1}{m} \left( \sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^c 1\{y_i=k\} \log \frac{\theta_k^T x_i}{\sum_{l=1}^c \theta_l^T x_i} \right) \quad (6)$$

其中,  $1\{y_i=k\}$  是指示函数, 当  $y_i=k$  为真时等于 1, 否则等于 0。

### 3 改进的卷积神经网络

目前在目标识别领域使用的卷积神经网络主要采用多层级联的结构<sup>[8-10]</sup>, 类似于 Szarvas 的 CNN 结构, 此类网络结构更多地考虑图像的细节特征, 通过多层卷积的处理对图像特征进行不断的细化采样, 从而实现表达整体的效果。但是, 过于考虑局部细节特征, 容易受限于图像本身, 例如当感兴趣的目标过小时, 仅仅依靠细节来描述目标会变得模棱两可。相反, 适当增加全局性特征往往能取得更好的效果<sup>[13-15]</sup>。因此本文通过设计两个不同采样层次的网络结构来实现对图像细节与全局特征的整体把握, 进而通过并联这两个卷积神经网络结构(见图 5)实现行人检测。

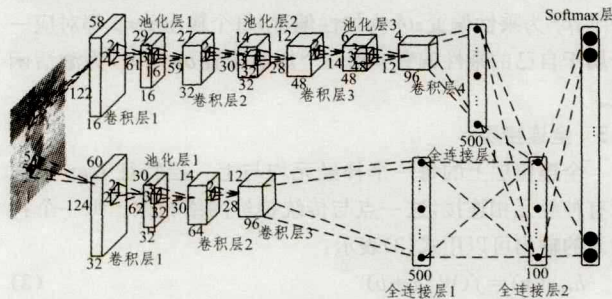
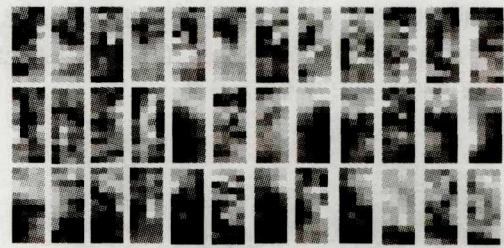


图 5 改进的卷积神经网络结构图

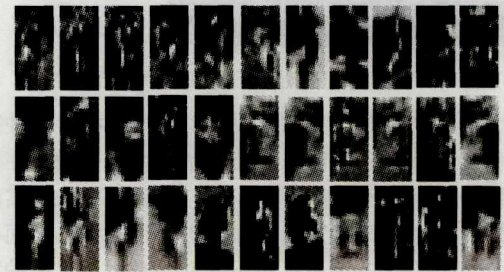
图 5 所示的网络结构中上半部分是一个由 4 层卷积组成的结构, 它类似于目前普遍使用的、效果较好的分类卷积网络结构, 目的是对图像特征进行细致的采样与表达。该网络结构由 4 个卷积层和 3 个池化层组成, 其中卷积层 1 采用的是  $7 \times 7$  核、步长为 1 的卷积操作; 卷积层 2 和卷积层 3 采用  $3 \times 3$  核, 步长不变; 最后一层卷积采用  $2 \times 2$  核。本文的网络结构在前三层卷积后都进行子采样操作, 起始特征 map 数为 16, 在后面的每层卷积后提取的特征 map 都为前者的 2 倍。

图 5 中下半部分的网络结构是一个由 3 层卷积结构组成的粗化特征提取结构, 第 1 层卷积采用  $5 \times 5$  核, 步长为 1; 第 2-3 层卷积均采用  $3 \times 3$  核, 特征 map 的选择与上一层网络相似, 但是在子采样选择上只是在初次卷积后进行, 尽可能地保留了图像的全局特征。网络结构最后利用 2 个 500 隐层单元全连接将上下两部分卷积网络结构提取的特征进行融合, 然后再经过 1 层 100 维的全连接, 最后利用 Softmax 分类层进行分类。

图 6(a)和图 6(b)分别示出了样本图片在经过上下两个卷积层采样后得到的特征 map, 可以明显看出经过上层卷积得到的特征表现得更为抽象, 下层卷积得到的特征则相对比较全局, 能从全局上反映行人的特征。



(a) 上层特征 map



(b) 下层特征 map

图 6 特征 map 样例

本文设计的改进 CNN 结构正是利用浅层网络学到的全局性行人特征来对深层、高抽象特征进行补充修正, 帮助卷积神经网络在学习时更加充分地掌握行人特征; 同时, 经过全局特征的修正, 也可以在一定程度上降低卷积神经网络在训练过程中出现过拟合的机率。改进 CNN 在一定程度上弥补了基于普通 CNN 的行人检测算法的缺陷, 相对于后者具有更高的识别准确率。

### 4 实验及结果分析

本文所采用的实验数据来自于 INRIA<sup>[19]</sup>, NICTA<sup>[20]</sup>, Daimler<sup>[21]</sup> 和 CVC<sup>[22]</sup> 的 4 个行人样本库。INRIA 是目前使用最多的静态行人检测数据库; NICTA 是目前规模较大的静态图像行人数据库, 包含不同分辨率情况下的行人样本; Daimler 行人库采用车载视频拍摄, 包含数量上万的行人样本; CVC 中包含种类较多的样本, 经常被用于车辆辅助驾驶中的行人检测研究。图 7(a)~图 7(d) 分别示出了 4 个公开库的行人样本示例。

此外, 为了验证本文提出的方法在周界入侵检测环境下的适用性, 还自建了一个包含 18 万个样本的测试库 (SELF 库), 样本集包含围墙周界、室内环境、铁轨环境等多种场景下的行人样本。

表 1 实验样本集信息/例

样本库名称	训练集		测试集	
	正样本	负样本	正样本	负样本
INRIA	2416	6090	1132	2265
NICTA	142598	90605	34416	42800
Daimler	10000	6744	5560	2000
CVC	3172	6175	2000	3010
SELF	132226	48641	25379	28192

表 1 列出了本文在训练以及测试时各个库中正负样本的使用情况。其中 NICTA 库和 SELF 库的规模较大, 训练样本数量达到了 18 万左右, 测试的正负样本也均在数万级别, 因此实验的结果比较具有代表性。此外, 考虑到 INRIA, CVC 以及 Daimler 库的训练样本数相对较少, 本文采用在训练前

两个库的基础上进行参数调优的训练方法,该方法可以避免出现因训练样本不足而导致 CNN 训练过拟合的问题。

表 2 列出了本文提出的方法在各个库的测试结果,同时也列出 Szarvas<sup>[8]</sup>的行人检测方法和其他改进 CNN<sup>[9-10]</sup>方法以及基于方向梯度直方图(HOG)<sup>[16]</sup>、边缘信息(Edgelet)<sup>[17]</sup>的行人检测方法在上述各个数据库的检测结果。

表 2 实验测试结果

算法名称	数据库检测准确率/%				
	INRIA	NICTA	Daimler	CVC	SELF
改进 CNN	98.82	99.82	99.92	94.50	96.62
CNN <sup>[8]</sup>	97.62	99.62	98.75	89.88	93.25
STCNN <sup>[9]</sup>	99.00	99.62	99.96	95.62	94.50
PACNN <sup>[10]</sup>	99.62	99.82	99.82	96.82	95.62
HOG <sup>[16]</sup>	90.00	92.82	94.50	91.00	82.00
EdgeletHOG <sup>[17]</sup>	94.00	93.20	96.62	91.20	87.82

Tian<sup>[9]</sup>和 Ahmed<sup>[10]</sup>分别从训练和结构上对 CNN 进行了改进,并取得了不错的效果。Dalal<sup>[16]</sup>提出的 HOG 特征是在行人检测上表现最好的特征,也是在传统行人检测领域采用最多的特征;将 Edgelet 与 HOG 结合则是 Wu 等人<sup>[17]</sup>针对 HOG 特征提出的改进算法,其具有较好的识别效果。这两种方法都是经典行人检测算法研究领域中十分具有代表性的算法<sup>[18]</sup>。通过与上述几类代表性算法的对比,可以更直观地看出本文算法在行人识别上的优劣。

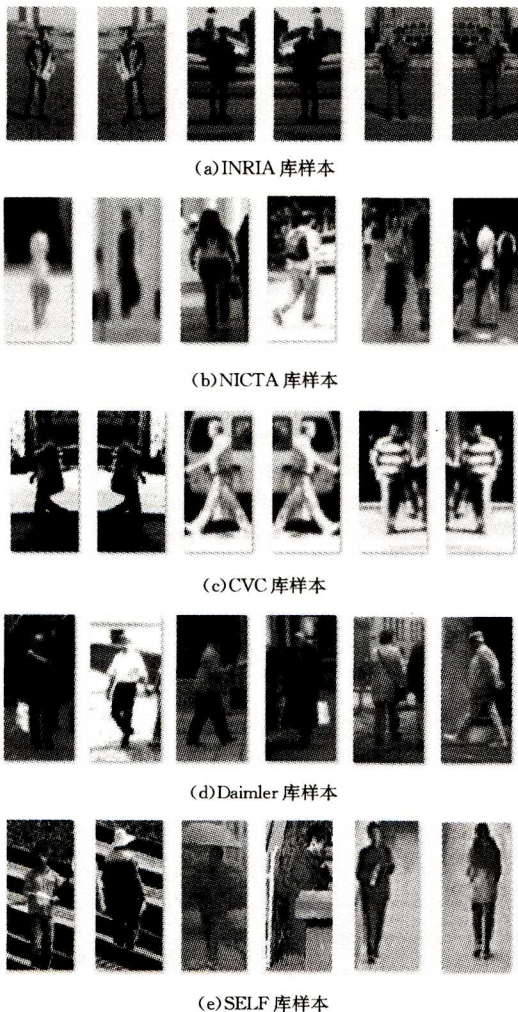


图 7 公开库样本

从表 2 可以看出,所提算法在 INRIA 库的识别率达到了 98.82%,在 NICTA 库的识别率达到了 99.82%,在 Daimler 库的识别率达到了 99.92%,在 CVC 库的识别率也达到了 94.5%。相对于基于经典模式识别的行人检测算法,基于 CNN 的行人检测算法具有更高的准确率;相对于 CNN,本文提出的改进 CNN 方法无论是在公开数据库还是自建数据库上的表现都更优。而相对于其他改进 CNN 算法,本文所提方法在低分辨率情况下更具有优势,在图像分辨率较低的 NICTA 库和 SELF 库上,该算法的检测准确率明显高于 ST-CNN 和 PA-CNN,更适合监控系统分辨率低的场合。

为了验证本文算法在实际应用中对不同环境的适应能力,将算法在多个数据库上进行了测试,并分别给出了改进 CNN 在各个数据库上的召回率曲线和受试者工作特征曲线(Receiver Operating characteristic Curve, ROC 曲线),如图 8、图 9 所示。从图中可以看出,本文的算法不仅对行人识别具有较高的准确率,而且对各个数据库都表现得十分稳定,具有很强的适应能力。

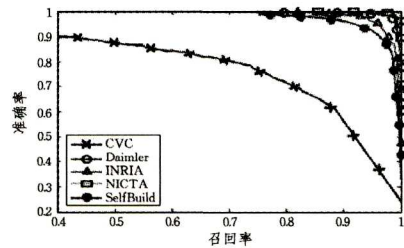


图 8 召回率曲线

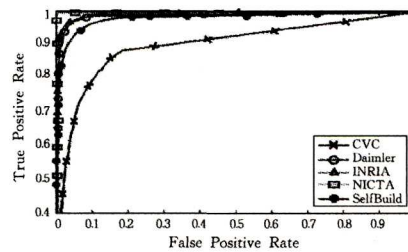


图 9 ROC 曲线

此外,为了验证增加全局性特征对 CNN 改进的有效性,本文在 INRIA 数据库上分别测试了改进 CNN 和基于全局粗采样 CNN 与基于局部细采样的 CNN,测试结果的 ROC 曲线如图 10 所示。可以看到,增加了全局特征的算法的性能明显优于两者单独测试时的性能。

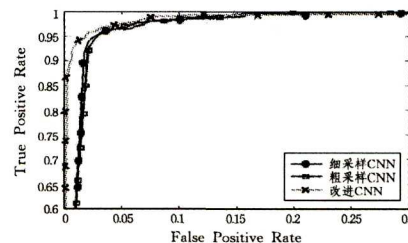


图 10 改进前后 ROC 曲线对比

从上述实验结果可以看出,本文提出的改进 CNN 算法在行人检测上具有高识别率、低误识别率以及高稳定性等优点,同时在低分辨率的场景下表现依旧良好,十分符合周界入

侵检测应用时对算法高准确率和高适应的需求。

最后将改进 CNN 算法用于视频监控系統,通过在监控系统后端架设服务器运行算法,分析前端摄像头传回的视频图像。对其中存在的入侵目标进行识别分类,若为人体目标,则发出警报并记录相关信息。而针对可能存在入侵对象伪装成动物混淆算法判断的情况,本文在算法分析部分增加了目标体积分析模块,对于改进 CNN 算法识别为非人体而其体积又与人体接近的对象,算法将其视为疑似非法入侵的目标。本文通过上述方式使现有的视频监控系統拥有主动周界入侵检测的能力,进而实现更加可靠的周界防范。

**结束语** 相比于其他传统周界方法措施,视频监控系統具有稳定、适应性广泛等特点;而针对其被动性的缺点,本文提出了一种基于改进卷积神经网络的智能视频分析策略,提高了监控系统的智能化水平,使其拥有更主动的周界入侵检测能力。随着社会的发展,周界防范势必会成为各界关注的焦点,而拥有稳定、准确、实时且主动的入侵检测能力的周界防范系统势必会成为未来发展的主流。

### 参 考 文 献

- [1] XIN D S. Perimeter alarm detector selection principle and discuss technology trends[J]. China Security, 2008(3): 67-70. (in Chinese)  
辛东升. 周界报警探测器选择原则与技术发展趋势探讨[J]. 中国安防, 2008(3): 67-70.
- [2] MIU X, QIAN L B, ZHANG Y, et al. Perimeter intrusion detection alarm system on the market [J]. China Security & Protection, 2013(10): 96-100. (in Chinese)  
缪璇, 钱六宝, 章骅, 等. 周界入侵探测报警系统市场浅析[J]. 中国安防, 2013(10): 96-100.
- [3] GE Y. Systematic review of outdoor perimeter protection [J]. China Security & Protection, 2004(5): 49-54. (in Chinese)  
葛妍. 户外周界防护系统综述[J]. 中国安防产品信息, 2004(5): 49-54.
- [4] YAN Z Q, LIU Y J. Surrounding infrared burglar alarm system [J]. Security Technology, 2007, 28(4): 1-3. (in Chinese)  
阎子勤, 刘一江. 周边红外防盗报警系统[J]. 安防科技, 2007, 28(4): 1-3.
- [5] CHEN Y Z. Application of Intelligent Video Analysis Technology in Perimeter Surveillance and Monitoring System[J]. Process Automation Instrumentation, 2009, 30(11): 14-19. (in Chinese)  
陈育智. 智能视频分析技术在周界报警系统中的应用[J]. 自动化仪表, 2009, 30(11): 14-19.
- [6] HINTON G E, SALAKHUTDINOV R R. Reducing the dimensionality of data with neural networks[J]. Science, 2006, 313(5786): 504-507.
- [7] IOFFE S, SZEGEDY C. Batch normalization: Accelerating deep network training by reducing internal covariate shift[C]//32nd International Conference on Machine Learning(ICML). 2005.
- [8] SZARVAS M, YOSHIKAWA A, YAMAMOTO M, et al. Pedestrian detection with convolutional neural networks[C]//Intelligent Vehicles Symposium, 2005. IEEE, 2005: 224-229.
- [9] TIAN Y, LUO P, WANG X, et al. Pedestrian detection aided by deep learning semantic tasks[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2015: 5079-5087.
- [10] AHED E, JONES M, MARKST K. An improved deep learning architecture for person re-identification[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2015: 3908-3916.
- [11] KRIZHEVSKY A, SUTSKEVER I, HINTON G E. Imagenet classification with deep convolutional neural networks[C]//Advances in Neural Information Processing Systems. 2012: 1097-1105.
- [12] LO S C B, CHAN H P, LIN J S, et al. Artificial convolution neural network for medical image pattern recognition[J]. Neural networks, 1995, 8(7): 1201-1214.
- [13] MURPHY K, TORRALBA A, EATON D, et al. Object detection and localization using local and global features[M]//Toward Category-Level Object Recognition. Springer Berlin Heidelberg, 2006: 382-400.
- [14] LIN C T, HSU S C, LEE J F, et al. Boosted Vehicle Detection Using Local and Global Features[J]. Journal of Signal and Information Processing, 2013(4): 243-252.
- [15] RAHMATULLAH B, PAPAGEORGHIOU A T, NOBLE J A. Integration of local and global features for anatomical object detection in ultrasound[M]//Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention-MICCAI 2012. Springer Berlin Heidelberg, 2012: 402-409.
- [16] DALAL N, TRIGGS B. Histograms of oriented gradients for human detection[C]//IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2005(CVPR 2005). IEEE, 2005, 1: 886-893.
- [17] WU B, NEVATIA R. Detection of multiple, partially occluded humans in a single image by bayesian combination of edgelet part detectors[C]//Tenth IEEE International Conference on Computer Vision, 2005(ICCV 2005). IEEE, 2005, 1: 90-97.
- [18] DOLLAR P, WOJEK C, SCHIELE B, et al. Pedestrian detection: An evaluation of the state of the art[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2012, 34(4): 743-761.
- [19] <http://pascal.inrialpes.fr/data/human>.
- [20] [http://nicta.com.au/research/projects/AutoMap/computer\\_vision\\_datasets](http://nicta.com.au/research/projects/AutoMap/computer_vision_datasets).
- [21] [http://www.gavrila.net/Research/Pedestrian\\_Detection/Daimler\\_Pedestrian\\_Benchmark\\_D/Daimler\\_Mono\\_Ped\\_Detection\\_Be/daimler\\_mono\\_ped\\_detection\\_be.html](http://www.gavrila.net/Research/Pedestrian_Detection/Daimler_Pedestrian_Benchmark_D/Daimler_Mono_Ped_Detection_Be/daimler_mono_ped_detection_be.html).
- [22] <http://www.cvc.uab.es/adas/site>.