

## 深度分类网络研究及其在智能视频监控系统中的应用

孙宁, 陈梁, 韩光, 李晓飞

(南京邮电大学宽带无线通信技术教育部工程研究中心, 南京 210003)

**摘要:** 研究了深度分类网络在道路交通典型目标分类中的应用,使用原始灰度图、HOG特征直方图、Canny边缘图与本征特征等多种目标表征方法与深度置信网络(Deep Belief Networks, DBN)相结合构建深度分类网络实现对行人、骑车人、车辆和其他4种典型道路交通目标的分类功能。为了配合基于DBN的深度人车分类网络的训练,建立了称为NUPTERC的典型道路目标图像库,给出了建库的规则和方法,利用NUPTERC图像库构建实验对深度分类网络进行测试,并与其他典型人车分类方法进行了比较。证明深度分类网络在满足实时性的条件下,可以获得令人满意的分类正确率。最后,将基于 $DBN_{Canny}^5$ 的人车分类算法应用于智能视频分析云平台,实现了对道路上的典型目标实时、精确的统计和分类功能。

**关键词:** 目标分类; 深度置信网络; 特征提取; 智能视频监控系统

中图分类号: TP391

文献标志码: A

文章编号: 1671-637X(2015)09-0077-06

## Deep Classification Networks and Its Application in Intelligent Video Surveillance System

SUN Ning, CHEN Liang, HAN Guang, LI Xiao-fei

(Engineering Research Center of Wideband Wireless Communication Technology, Ministry of Education, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210003, China)

**Abstract:** Application of deep classification networks in classification of typical targets in road traffic is investigated in this paper. Deep classification networks are constructed by combining such target representation methods as original gray-level image, HOG feature histogram, Canny edge image and eigen-features with Deep Belief Networks (DBN), to realize the classification function for four typical targets in road traffic: pedestrian, biker, vehicles and others in the real scene. In order to assist in training of DBN-based deep people/vehicle classification networks, an image database of typical road targets called NUPTERC is established, with rules and methods for its establishment. And then experiments are constructed with NUPTERC image database, to test the proposed deep classification networks, and a comparison is made with other classification methods for people and vehicles. It is proven that the deep classification networks can achieve satisfactory classification accuracy under the condition of meeting the real-time performance. Finally, people/vehicles classification algorithm based on  $DBN_{Canny}^5$  is applied to the "cloud platform for intelligent video analysis" developed by our center, realizing functions of real-time accurate analysis and classification of typical targets in road traffic.

**Key words:** target classification; Deep Belief Networks (DBN); feature extraction; intelligent video surveillance system

### 0 引言

智能视频监控系统(Intelligent Video Surveillance

System, IVSS)利用智能视频分析技术对监控视频中感兴趣的内容进行感知、分析和理解,并根据分析结果协助监控者实施相应的控制手段,降低监控者的工作强度,提高视频监控系统的智能化水平。其中,通过自动人车分类技术快速辨识目标属性,可为公安图像侦察和交通状态分析提供有力的技术支撑。

在人车分类研究领域,文献[1]提出一种基于多粒度感知SVM的复杂场景人车分类方法,构造2级

收稿日期:2014-10-29

修回日期:2015-06-10

基金项目:国家自然科学基金(61471206);江苏省自然科学基金(BK20141428);南京邮电大学引进人才项目(NY212037)

作者简介:孙宁(1978—),男,浙江温州人,博士,副教授,研究方向为视频分析,模式识别,深度学习。

SVM 分类器,对目标多粒度感知特征向量进行分类,得到人车分类结果;文献[2]设计了一种快速简单的人车分类方法,首先提取目标的边缘信息,经过 Hough 变换后得到目标边缘的长度、方向和分布等 HouLR 特征,最终使用先验的规则对 HouLR 特征进行判别;文献[3-4]中将目标的运动特征与外观特征相结合形成特征向量,利用 SVM 分类器进行目标分类;此外,神经网络<sup>[5-7]</sup>方法也常常被用来作为分类器对提取的目标特征进行分类。

自 2006 年以来<sup>[8-9]</sup>,深度学习理论开始成为机器学习和人工智能领域的研究热点。深度学习架构在面向大数据的自然语言处理和图像分析处理等人工智能领域取得了巨大的成功<sup>[10-14]</sup>,被《MIT Technology Review》杂志评为 2013 年十大突破性技术之首<sup>[15]</sup>。本文立足于深度学习理论,将深度置信网络(Deep Belief Networks, DBN)<sup>[9]</sup>与多种目标表征方法相结合,构建有效的深度分类网络对智能视频监控系统中的典型目标,即行人、骑车人和车辆进行区分。本文中尝试了 4 种目标表征方法与 DBN 的结合,包括原始灰度图像、HOG 算子提取的特征直方图、Canny 算子提取的边缘图像和 PCA 处理后的本征向量。为了验证上述多种组合后得到的深度分类网络的有效性,构建了称为 NUPTERC 的图像数据库,并详细介绍了建库方法和图像属性的命名规则。本文设计了多个实验对不同组合得到的深度分类网络的准确性,计算复杂度等性能进行了测试,发现使用 Canny 边缘图像与 DBN 相结合构成的深度分类网络(表示为  $DBN_{\text{Canny}}$ )具有最高的性能代价比。最后,将  $DBN_{\text{Canny}}$  方法嵌入到智能视频分析云平台中,实现了对智能视频监控系统中典型目标实时精确的分类功能。

## 1 方法

本文所述深度分类网络的构建思路是利用多种目标表征方法作为深度置信网络的可视层输入,将浅层的目标特征提取与多层神经网络的特征学习有机结合,对目标图像进行多次的非线性变换,获取目标更复杂的特征描述。实现在实际监控系统中观察视角、目标姿态、光照变化等因素具有很大差异的环境下进行实时、准确的典型目标分类的功能。以下对深度分类网络中的目标表征与深度置信网络这两个主要组成部分进行介绍。

### 1.1 目标表征

对于图像目标分类处理而言,其首要步骤是进行有效的目标表征。本文选择了 4 种目标表征方法,分别是原始灰度图像、HOG 特征直方图、Canny 边缘图像和本征特征向量:1)将原始灰度图像作为可视层数据,不进行任何特征提取处理,保留了目标图像的所有冗

余信息,将特征学习的任务完全交给 DBN;2)采用 HOG 这种局部图像描述算子提取目标的方向梯度直方图特征,HOG 特征直方图可以有效地表征局部图像的外观和形状,能体现目标的拓扑结构;3)Canny 算子作为最常用的边缘检测工具,具有定位准确、单边响应和信噪比高等优点,使用 Canny 边缘图像作为目标表征是为了突出目标整体边缘信息在目标分类中的作用;4)本征向量是利用 PCA 找出方差最大的投影方向,将原始灰度图像映射到主成分空间而得到的。使用本征向量来进行目标表征的目的是为了在保留原有信息的前提下最大程度地降低可视层数据的维数。

### 1.2 DBN<sup>[9]</sup>

DBN 是目前研究和应用最为广泛的深度学习结构之一,深度学习与传统的浅层学习的最大区别在于:1)强调了网络结构的深度,网络层数通常达到 5 层以上;2)突出了特征学习的重要性,通过多个隐层的非线性变化,深度网络拥有比浅层网络更加优异的特征表达能力。DBN 由多层受限波尔兹曼机(Restricted Boltzmann Machine, RBM)组成,RBM 是一个两层(可见层、隐藏层)神经网络,层间全连接,层内无连接。

对于深度网络的训练一直是神经网络研究领域的难点,传统基于梯度下降法的全局训练方法对于深度网络通常难以奏效,训练深层网络引起的局部最优点、梯度弥散等问题是目前全局训练方法很难克服的障碍。目前一种有效训练深度网络的思路是将训练分为两个步骤,首先逐层进行预训练,得到深度网络的权重;然后采用传统的 BP 算法等方法进行全局的微调,最终优化整个深度网络。限于篇幅,详细训练步骤见文献[9]。

## 2 NUPTERC 图像数据库

为了满足本文深度分类网络训练的需求,也是为了为人车分类算法的研究提供一个良好的训练和测试资源,构建了称为 NUPTERC 的目标识别图像数据库。其来源包括 3 个部分:1)通过智能视频分析云平台对某城市道路监控视频进行自动检测得到;2)来自著名的行人检测 benchmark(INRIA 库<sup>[16]</sup>, MIT 库<sup>[17]</sup>, Caltech 库<sup>[18]</sup>);3)互联网上搜集而来。目前,该库中的目标图像数量已经超过 50000 张,并且仍在不断增加。

图 1 所示为图像库中的 4 类典型目标的样本图像,为了更有效地描述图像的属性及更便捷地管理图像数据库,采用了一种图像文件与索引文件相对应的建库方式。库中的图像文件统一命名为以“NUPT”开头加 7 位十进制数字,例如 NUPT0000001.jpg。索引文件则记录与图像对应的属性,一个索引文件保存 10000 张图像的属性值,其文件名是“NUPTIDX”加 3 位十进

制数字,例如 NUPTIDX001. dat。

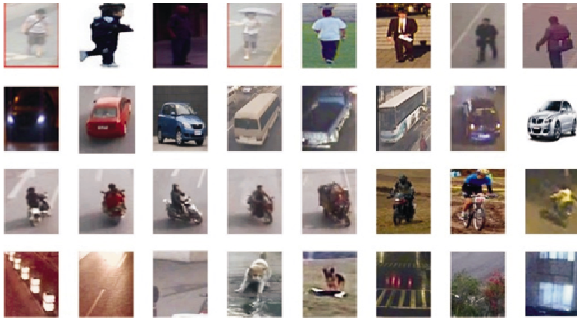


图1 NUPTERC 图像库中的样本图像,由上至下:行人、车辆、骑车人和其他

Fig.1 Some image samples in the NUPTERC dataset, top to bottom: pedestrian, vehicle, biker and others

### 3 实验结果与分析

本文中,设计了多种实验对深度分类网络的各方面性能进行测试和分析,并与其他典型人车分类算法进行比较。所有算法都是基于 Matlab 平台编写,运行在配置为至强 E7 4820 CPU 和 32 GB 内存的服务器上,实验中算法训练所用到的数据库采用 2 节所述 NUPTERC 图像数据库。实验中训练的不同分类网络名称统一使用  $DBN_M^N$  来表示,其中,  $N$  为层数,  $M$  为特征提取方法。

#### 3.1 不同组合下深度分类网络的性能比较

为了选取性能/代价比最高的深度分类网络,将 2 节所述的 4 种目标表征方法与不同深度的 DBN 相结合构成不同配置的深度分类网络,分别对其分类准确率与计算开销等性能进行比较。首先,对实验中的参数设置进行说明。综合考虑准确性和实时性两方面因素,设计了 2 类 14 种深度分类网络分别对不同尺寸的输入图像进行分类。

1) 如表 1 所示,第一类深度分类网络针对  $64 \times 64$  的图像,为 6 层深度的 DBN。其可视层首先是单独的目标表征方法,包括原始灰度图、HOG 直方图和 Canny 边缘图。其次,为了测试增加目标表征的多样性是否能提高分类性能,设计了灰度图串联 HOG 直方图和 Canny 图串联 HOG 直方图两种表征方式。第三,通过对上述两种串联后进行 PCA,使用 100 维的主成分表征目标,测试降维处理对目标分类性能的影响。

2) 如表 2 所示,第二类深度分类网络针对的是  $32 \times 32$  图像。由于图像数据只有第一类中图像的 1/4,此处 DBN 的层数减少为 5 层。7 种目标表征方式与第一类相同,只是数据维数相应减少。该类实验是为了测试深度分类网络在目标图像尺寸降采样后能达到的性能。

表 1 6 层深度分类网络的实验参数

Table 1 Experimental parameters of 6-layer deep classification networks

网络层数	图像尺寸	网络名称	表征方式	网络节点数
6	$64 \times 64$	$DBN_{gr}^6$	原始灰度图	4096-3000-2000-1000-200-4
		$DBN_{HOG}^6$	HOG 直方图	2302-3000-2000-1000-200-4
		$DBN_{Canny}^6$	Canny 边缘图	4096-3000-2000-1000-200-4
		$DBN_{gr+HOG}^6$	灰度图串联 HOG 直方图	6398-3000-2000-1000-200-4
		$DBN_{Canny+HOG}^6$	Canny 图串联 HOG 直方图	6398-3000-2000-1000-200-4
		$DBN_{gr+HOG+PCA}^6$	gv + HOG 后进行 PCA 处理	100-3000-2000-1000-200-4
		$DBN_{Canny+HOG+PCA}^6$	Canny + HOG 后进行 PCA 处理	100-3000-2000-1000-200-4

表 2 5 层深度分类网络的实验参数

Table 2 Experimental parameters of 5-layer deep classification networks

网络层数	图像尺寸	网络名称	表征方式	网络节点数
5	$32 \times 32$	$DBN_{gr}^5$	原始灰度图	1024-2000-1000-200-4
		$DBN_{HOG}^5$	HOG 直方图	576-2000-1000-200-4
		$DBN_{Canny}^5$	Canny 边缘图	1024-2000-1000-200-4
		$DBN_{gr+HOG}^5$	灰度图串联 HOG 直方图	1600-2000-1000-200-4
		$DBN_{Canny+HOG}^5$	Canny 图串联 HOG 直方图	1600-2000-1000-200-4
		$DBN_{gr+HOG+PCA}^5$	gv + HOG 后进行 PCA 处理	50-2000-1000-200-4
		$DBN_{Canny+HOG+PCA}^5$	Canny + HOG 后进行 PCA 处理	50-2000-1000-200-4

实验中所用训练和测试图像皆由 NUPTERC 数据库中抽取,利用索引文件每一类图像随机选取 5000 张,其中 4000 张用于训练,余下的 1000 张用于测试。所以,每次实验中训练图像共有 16000 张,测试图像共有 4000 张。按照上述原则,随机抽取样本图像 3 次,对每种深度分类网络获得的 3 次正确率和测试耗时进行平均作为最终结果。分类正确率如图 2 所示。

通过对图 2a 中所示结果的分析可以看出: 1) 当输入图像尺寸为  $64 \times 64$ ,深度分类网络使用原始灰度图像可以取得 95% 以上的正确率,证明基于 DBN 的深度分类网络具有良好的分类,可以有效对图像中的目标特征进行学习,对光照及目标姿态、尺寸的变化所带来的影响有较好的鲁棒性。2) 从第 2 个到第 5 个分类网络结果可以看出,使用 HOG 或是 Canny 等特征提

取处理后,能提高识别正确率。若将几种目标表征数据进行串联,则能进一步提高正确率,例如  $DBN_{gr+HOC}^6$  取得了 98.52% 的识别正确率。3) 使用 PCA 对各类目标表征数据提取主成分后,识别正确率明显降低,例如  $DBN_{gr+HOG+PCA}^6$  获得了识别正确率为 91.96%。说明进行主成分降维后的特征数据损失了较多的判别信息,使得分类网络性能下降。但是使用 PCA 对图像数据进行降维处理对加速网络的训练过程具有明显的好处,下文中将有分析。

通过对图 2b 中所示结果的分析可以看出:1) 当输入图像尺寸降采样为  $32 \times 32$  后,7 种分类网络的识别率都发生了下降,表明下采样带来的图像信息的丢失对分类正确率有负面影响;2)  $DBN_{Canny+HOG}^5$  和  $DBN_{Canny}^5$  的正确率仍然达到了 95.32% 和 94.26%,说明使用合适的目标表征方法,即使在图像信息较少的情况下也能取得不错分类性能,这一点对分类算法的工程化应用十分重要。

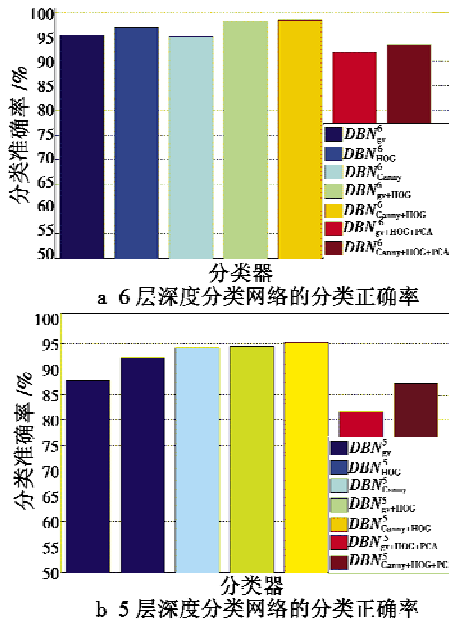


图2 不同组合下深度分类网络的分类正确率

Fig. 2 Accuracy of deep classification networks with different parameters

表3所示为不同深度分类网络进行分类所需时间,耗时的计算从获取原始灰度图像开始到输出分类结果为止,包括其中所有的特征提取处理。由表3可以看出,6层DBN网络对一张图像进行分类最快也需耗时188 ms,1 s只能进行5个目标的分类。与之相对,5层DBN网络的分类速度显著提高,几乎提高了一个数量级,最快可以达到22 ms。综合考虑分类正确率与耗时两个因素,认为  $DBN_{Canny}^5$  在只需27 ms的条件下能达到94.26%的分类正确率,为实验中14类深度分类网络中性能/开销比最优的,由此选择该网络作为道路典型目标分类的实现算法嵌入到智能视频分析云平台中。

表3 深度分类网络进行分类所需时间

Table 3 Time consuming of different deep classification networks

网络名称	分类耗时/ms	网络名称	分类耗时/ms
$DBN_{gr}^6$	251	$DBN_{gr}^5$	22
$DBN_{HOG}^6$	188	$DBN_{HOG}^5$	49
$DBN_{Canny}^6$	313	$DBN_{Canny}^5$	27
$DBN_{gr+HOG}^6$	348	$DBN_{gr+HOG}^5$	77
$DBN_{Canny+HOG}^6$	394	$DBN_{Canny+HOG}^5$	84
$DBN_{gr+HOG+PCA}^6$	487	$DBN_{gr+HOG+PCA}^5$	79
$DBN_{Canny+HOG+PCA}^6$	541	$DBN_{Canny+HOG+PCA}^5$	89

此外,综合图2和表3中所示结果,使用PCA对目标表征数据进行主成分提取,并不能带来分类正确率和分类时间方面的好处,但是这种组合方式的最大优势在于其大幅降低了深度网络的训练时间,由于深度分类网络的训练相当耗时,例如使用16000张图像训练  $DBN_{gr}^6$  需耗时30 h左右,而同样条件下  $DBN_{gr+HOG+PCA}^6$  的训练时间则不到1 h。较短的训练时间对于今后实现深度分类网络的在线学习和更新有着重要的意义。

### 3.2 深度分类网络与其他典型目标分类算法的性能比较

本文中深度分类网络与其他3种典型目标分类算法的性能进行比较。3种典型目标分类方法分别是:1) 基于外观特征的方法(AF)<sup>[7]</sup>,该方法使用图像矩、长宽比、分散度与离散度等目标外观特征形成特征向量,使用传统神经网络进行分类;2) 基于子空间的方法(SS)<sup>[19]</sup>,该方法利用LDA方法对4类目标进行分类;3) 基于稀疏编码的方法(CS)<sup>[20]</sup>,该方法使用K-SVD进行字典学习,使用得到的字典替代原始数据集求解  $L_1$  范数的优化问题。

实验中,使用  $32 \times 32$  大小的图像进行测试,实验的规则与3.1节中相同,随机3次选择16000张图片作为训练,4000张图片作为测试。该实验中使用性能/开销比最优的  $DBN_{Canny}^5$  作为本文所述深度分类网络的代表与其他3种典型人车分类方法进行比较,获得的分类正确率和分类耗时如表4所示。从结果可以看出,AF和SS方法十分快速,但是分类正确率不太理想,分析可得其原因在于:1) AF方法基于图像中目标的各种外观特征,其中的特征对于面内(in-plane)旋转有较好的鲁棒性,对于面外(out-plane)则比较敏感,因此AF分类方法的准确性相当依赖目标的姿态,并且,  $32 \times 32$  的图像尺寸较小,会损失不少细节信息;2) SS方法提取的是目标图像整体外观的判别信息,目标配准和光照变化对该方法有较大的影响;3) CS方法取得了最高的分类准确率,说明CS方法对目标的光照、姿态和尺寸的变换不敏感,对目标的外观变化有很强

的鲁棒性,但是,分类时 CS 方法需对数据实施求解  $L_1$  范数的优化问题,所以耗时较大,很难适应工程化的实时应用。而本文中的  $DBN_{Canny}^s$  深度分类网络则可以在满足实时性的条件下,获得令人满意的分类正确率。

表4 深度分类网络与其他典型目标分类方法的性能比较

Table 4 Performance of deep classification networks and others methods

方法	分类正确率/%	分类耗时/ms
$DBN_{Canny}^s$	94.26	27
AF	74.78	5
SS	72.44	6
CS	98.82	814

### 4 人车分类算法在智能视频监控系统中的实现

通过本文的实验和分析,选择  $DBN_{Canny}^s$  构建人车分类算法并应用于智能视频分析云平台中。与前叙的目标检测、目标跟踪等处理相结合可以实现对道路上的典型目标实时、精确的统计和分类功能,如图3所示。



图3 智能视频分析云平台中的人车统计分类功能  
Fig. 3 The function of Person/Vehicle classification in cloud platform of intelligent video analysis

### 5 结束语

本文深入研究了深度分类网络,其使用原始灰度值、HOG 特征直方图、Canny 边缘图像和主成分特征向量等多种目标表征方法 DBN 相结合构建而成。为了验证上述多种组合后得到的深度分类网络的有效性,

构建了称为 NUPTERC 的图像数据库,并详细介绍了建库方法和图像属性的命名规则。本文介绍了两部分实验:第一部分对上述 2 类 14 种深度分类网络进行了测试;第二部分是深度分类网络与典型的 3 种人车分类方法进行比较。实验结果首先证明基于 DBN 的深度分类网络具有良好的分类,可以对图像中的目标特征进行有效学习,对光照及目标姿态、尺寸的变化所带来的影响有较好的鲁棒性;其次,通过分析 4 种目标表征方法与 DBN 相组合的优缺点,确定  $DBN_{Canny}^s$  为性能/开销比最佳的分类网络;第三,经过与 AF,SS,CS 等方法在分类正确率和分类耗时的比较后,证明深度分类网络在满足实时性的条件下,可以获得令人满意的分类正确率;最后,将基于  $DBN_{Canny}^s$  的人车分类算法应用于智能视频分析云平台中,实现了对道路上的典型目标实时、精确的统计和分类功能。

### 参考文献

- [1] 吴金勇,赵勇,王一科,等.基于多粒度感知 SVM 的复杂场景人车分类方法[J]. 北京大学学报:自然科学版,2013,49(3):404-408. (WU J Y, ZHAO Y, WANG Y K, et al. Human and vehicle classification method for complex scene based on multi-granularity perception SVM [J]. Acta Scientiarum Naturalium Universitatis Pekinensis, 2013, 49(3):404-408.)
- [2] XU T, LIU H, QIAN Y L, et al. A novel method for people and vehicle classification based on Hough line feature [C]//Proceedings of International Conference on Information Science and Technology(ICIST), 2011:240-245.
- [3] RIVLIN E, RUDZSKY M, GOLDENBERG R, et al. A real-time system for classification of moving objects [C]//Proceedings of 16th International Conference on Pattern Recognition, 2002, 3:688-691.
- [4] BOGOMOLOV Y, DROR G, LAPCHEV S, et al. Classification of moving targets based on motion and appearance [C]//Proceedings of British Machine Vision Conference (BMVC), 2003, 2:429-438.
- [5] TOYH D, ACH T. Detection and recognition of moving objects using statistical motion detection and Fourier descriptors [C]//Proceedings of 12th International Conference on Image Analysis and Processing, 2003:430-435.
- [6] 岳昊,邵春福,赵熠.基于 BP 神经网络的行人和自行车交通识别方法[J]. 北京交通大学学报,2008,32(3):46-49. (YUE H, SHAO C F, ZHAO Y. A study on person and cyclist recognition based on BP neural network [J]. Journal of Beijing Jiaotong University, 2008, 32(3):46-49.)
- [7] 侯北平,朱文,马连伟,等.基于形状特征的移动目标实时分类研究[J]. 仪器仪表学报,2010,31(8):1819-1825. (HOU B P, ZHU W, MA L W, et al. Moving target

- classification based on shape features from real time video [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2010, 31(8):1819-1825. )
- [8] HINTON G, SALAKHUTDINOV R R. Reducing the dimensionality of data with neural networks [J]. Science, 2006, 313(5786):504-507.
- [9] HINTON G E, OSINDERO S, THE Y W. A fast learning algorithm for deep belief nets [J]. Neural Computation, 2006, 18(7):1527-1554.
- [10] BENGIO Y, COURVILLE A, VINCENT P. Representation learning: a review and new perspective [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2013, 35(8):1798-1828.
- [11] KRIZHEVSKY A, SUTSKEVER I, HINTON G. ImageNet classification with deep convolutional neural networks [C]//Proceedings of Neural Information and Processing Systems, 2012:1097-1105.
- [12] FARABET C, COUPRIEC, NAJMAN L, et al. Learning hierarchical features for scene labeling [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2013, 35(8):1915-1929.
- [13] BORDES A, GLOROT X, WESTON J, et al. Joint learning of words and meaning representations for open-text semantic parsing [C]//Proceedings of 15th International Conference on Artificial Intelligence and Statistics (AISTATS), 2012:127-135.
- [14] SOCHER R, HUANG E H, PENNINGTON J, et al. Dynamic pooling and unfolding recursive autoencoders for paraphrase detection [C]//Proceedings of Neural Information and Processing Systems, 2011:801-809.
- [15] 10 Breakthrough Technologies 2013 [Z]. MIT Technology Review, 2013.
- [16] INRIA. INRIA Person Dataset [EB/OL]. (2005-01-01) [2014-01-01]. <http://pascal.inrialpes.fr/data/human/>.
- [17] MIT. MIT Pedestrian Data [EB/OL]. (2000-01-01) [2014-01-01]. <http://cbcl.mit.edu/software-datasets/PedestrianData.html>.
- [18] Caltech. Caltech Pedestrian Detection Benchmark [EB/OL]. (2009-01-01) [2014-01-01]. [http://www.vision.caltech.edu/Image\\_Datasets/CaltechPedestrians/](http://www.vision.caltech.edu/Image_Datasets/CaltechPedestrians/).
- [19] BELHUMEUR P N, HESPANHA J P, KRIEGMAN D J. Eigenfaces vs fisherfaces: recognition using class specific linear projection [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1997, 19(7):711-720.
- [20] JIANG Z, LIN Z, DAVIS S. Label consistent K-SVD: learning a discriminative dictionary for recognition [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2013, 35(11):2651-2664.

(上接第 67 页)

### 参 考 文 献

- [1] 周强,熊华钢. 新一代民机航空电子互连技术发展[J]. 电光与控制, 2009, 16(4):1-6. (ZHOU Q, XIONG H G. Development of the new generation civil avionic interconnection technology [J]. Electronics Optics & Control, 2009, 16(4):1-6. )
- [2] 杜宏伟,马捷中. 航空电子全双工交换式以太网及其关键技术研究[J]. 测控技术, 2008, 27(12):65-67. (DU H W, MA J Z. Research on avionics full duplex switched Ethernet and its key technology [J]. Measurement & Control Technology, 2008, 27(12):65-67. )
- [3] 顾伟青. 航空电子系统发展面临的挑战与自主创新 [J]. 航空制造技术, 2008(23):68-71. (GU W Q. Challenge and self-dependent innovation for avionics development [J]. Aeronautical Manufacturing Technology, 2008(23):68-71. )
- [4] 马睿,刘源,秦前清. 基于 SNMP 协议的网络管理系统的设计 [J]. 微机发展, 2004, 14(9):1-3. (MA R, LIU Y, QIN Q Q. Design of network management system based on SNMP [J]. Microcomputer Development, 2004, 14(9):1-3. )
- [5] 李明江. SNMP 简单网络管理协议 [M]. 北京:电子工业出版社, 2007. (LI M J. Simple network management protocol [M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2007. )
- [6] IETF. RFC1213. Management information base for network management of TCP/IP-based internets: MIB-II [S]. 1991.
- [7] IETF. RFC1155 Structure and identification of management information [S]. [S. l.]: IETF, 1990.
- [8] IETF. RFC1157 A Simple Network Management Protocol (SNMP) [S]. [S. l.]: IETF, 1990.
- [9] SAE. ARINC 664 Aircraft data network, Part 2: Ethernet physical and data link layer specification [S]. [S. l.]: ARINC, 2002.
- [10] SAE. ARINC 664 Aircraft data network, Part 7: deterministic networks [S]. [S. l.]: ARINC, 2003.
- [11] 王莉莉,何锋,李峭,等. 基于策略的 AFDX 网络管理的设计与分析 [J]. 计算机工程与设计, 2012, 33(2):421-424. (WANG L L, HE F, LI Q, et al. Analysis of novel policy-based network management in AFDX networks [J]. Computer Engineering and Design, 2012, 33(2):421-424. )
- [12] STALLINGS W. SNMP and SNMPv2: the infrastructure for network management [J]. Communications Magazine, 1998, 36(3):37-45.