

智能交通中的车型识别技术研究*

马秀¹, 谭福奎², 李震¹, 李良荣¹

(1. 贵州大学 大数据与信息工程学院, 贵州 贵阳 550025; 2. 兴义民族师范学院 物理与电子科学系, 贵州 兴义 562400)

摘要: 车型识别技术在智能交通系统中发挥着重要的作用, 研究了一种基于快速 RCNN 的车型识别算法。首先通过目标检测网络进行图像检测, 并利用卷积特性进行特征提取, 经过 RPN 算法得到建议区域; 然后基于框架区域的快速卷积神经网络对车辆进行精细化检测, 并分割目标区域; 最后基于 Softmax-SVM 集成模型实现车型的识别。实验表明, 该算法可以降低计算的多重性, 并提高准确度、灵敏度、特异度和精密度。

关键词: 快速 RCNN; 车型识别; Softmax-SVM; 识别率; RPN

中图分类号: TN919.8

文献标识码: A

DOI: 10.16157/j.issn.0258-7998.191099

中文引用格式: 马秀, 谭福奎, 李震, 等. 智能交通中的车型识别技术研究[J]. 电子技术应用, 2020, 46(5): 68-73.

英文引用格式: Ma Xiu, Tan Fukui, Li Zhen, et al. Research on vehicle identification technology based on deep learning[J]. Application of Electronic Technique, 2020, 46(5): 68-73.

Research on vehicle identification technology based on deep learning

Ma Xiu¹, Tan Fukui², Li Zhen¹, Li Liangrong¹

(1. School of Big Data and Information Engineering, Guizhou University, Guiyang 550025, China;

2. Department of Physics and Electronic Science, Xingyi Normal University for Nationalities, Xingyi 562400, China)

Abstract: Vehicle recognition technology plays an important role in intelligent transportation system. This paper studies a vehicle recognition algorithm based on fast RCNN. Firstly, image detection is carried out through the target detection network, and feature extraction is carried out by using the convolution feature. Then, based on the fast convolutional neural network of frame region, the vehicle is precisely detected and the target region is segmented. Finally, based on Softmax-SVM integration model, the identification of vehicle models is realized. Experiments show that the proposed algorithm can reduce the multiplicity of calculation and improve the accuracy, sensitivity, specificity and precision.

Key words: rapid RCNN; model identification; Softmax-SVM; recognition rate; RPN

0 引言

近年来, 针对车辆类型识别的技术研究主要有: (1) 结合车牌以及车标信息的车型识别方法, (2) 结合全局特征和局部特征的车型识别方法, (3) 采用卷积神经网络的车型识别方法等。其中, 第(1)类可以用来直接识别出车辆类型和制造商^[1], 但不能识别出车辆类型的细粒度信息, 如果车牌和车标被覆盖或者伪造, 识别结果将不可靠。第(2)类特征包括定向轮廓点、尺度不变特征(Scale-Invariant Feature Transform, SIFT)、Sobel 边缘响应、边缘定向、直接正态化梯度、局部归一化梯度、Harris 角响应等^[2-11]; 这些特征针对常见车型, 识别率比较高, 但人工介入过多。第(3)类采用深度学习方法, 可以自动进行特征提取, 共享卷积核, 处理高维数据毫无压力^[12]; 但当网络层数太深时, 采用 BP(Back Propagation)神经网络收敛速度较慢。

本文研究一种基于支持向量机(Support Vector Machine, SVM)和改进的快速区域卷积神经网络(R-CNN)车型识别方法。目标是降低计算的多重性, 提高准确度、灵敏度、特异度和精密度。

1 算法实现

本文采用的基于快速 R-CNN 是一种前端的目标检测方法。车型分类算法结构框图如图 1 所示, 主要包含两个部分, 一个是区域建议网络(Region Proposal Networks, RPN), 另一个是与 RPN 共享卷积特性的目标检测网络。算法实现过程: (1) 通过快速 R-CNN 进行图像检测, 利用卷积层进行特征提取; (2) 经过 RPN 区域建议及区域得分, 得到 k 个候选建议区域; (3) 兴趣区域(Region of Interest, ROI)池化层对预测的候选建议区域调整为固定大小; (4) 对该池化层区域的图像进行分类和边框(Bounding box, bbox)回归。

* 基金项目: 国家自然科学基金项目(61361012); 贵州省科技计划项目(黔科合平台人才[2017]5788 号); 2017 年度兴义民族师范学院教授基金项目(17XYJS26)

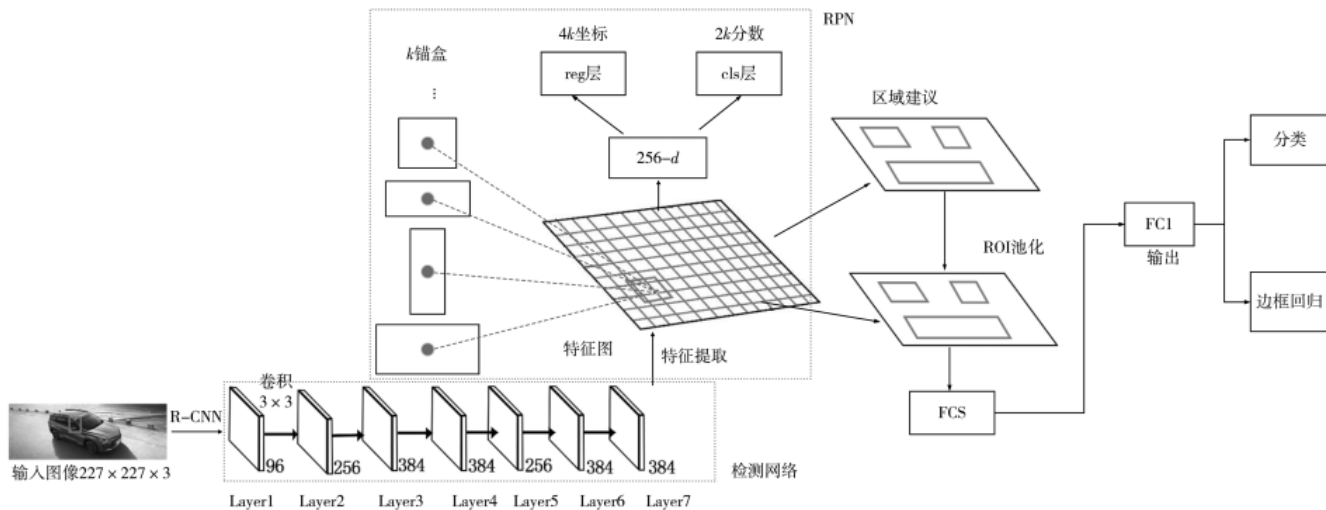


图1 车型分类算法结构

1.1 区域建议

快速的R-CNN算法用RPN替换了传统R-CNN的选择性搜索(Selective Search, SS)。图1中RPN与目标检测网络共享全图的卷积特性,减少了区域建议的计算时间,降低了网络的复杂度。

为了生成区域建议,通过在最后一个可共享卷积层(Layer 7)生成的特征图上使用一个小的网络滑动,特征图将每个滑动窗口的特征映射到256个维(对于ZFnet)。特征映射经过ReLU非线性处理后,特征图将特征反馈给两个平行的全连接层,一个是边界盒回归层(reg层),另一个是盒分类层(cls层)。reg层用于预测 k 个建议中的 $4k$ 个坐标,得到位置信息;cls层用于输出 $2k$ 个得分,得到分类信息。其中 k 个建议是相对于 k 个参考框参数化的,称之为锚盒^[13],锚盒表示不同尺度宽高比的区域建议。本文根据车辆前视图图像的实际长径比,锚盒纵横比为3:2。

1.2 快速区域卷积神经网络

本研究是通过快速的R-CNN检测方法来实现检测网络。对于RPN和目标检测网络可共享的卷积特性,ZFnet以PASCAL VOC2012为骨干网络。它在原有网络的基础上,对ZFnet进行了改进,通过增加网络的深度来提高表达能力,即增加了两个新的卷积层和一个新的最

大池层(共计7个可共享的卷积层)。卷积网络结构如图2所示,第1层使用96个 5×5 卷积核,卷积步长为2;第2层使用256个 5×5 的卷积核,卷积步长为2;在第3层、第4层和第7层使用384个 3×3 卷积核,卷积步长为1;在第5层和第6层使用了256个 3×3 的卷积核,卷积步长为1。其在第1和第2卷积层可以得到批量信息,而在第1层、第2层、第5层和第7层中,使用大小为 3×3 、步长为2的滑动窗口,可以有效地减少数据维数和计算时间,并避免网络过拟合。

图1中的Layer 7生成的特征图是RPN和ROI池层的输入,利用RPN将该特征图生成一些高质量的建议区域,并将其反馈到ROI池层,ROI池层对预测的建议区域进行大小调整。其中RPN对每个区域建议会输出一种类标签和一个介于0和1之间的Softmax得分。

利用多任务损失函数训练每个图像。如式(1)所示:

$$L(\{P_i\}, \{t_i\}) = \frac{1}{N_{cls}} \sum_i L_{cls}(P_i, P_i^*) + \lambda \frac{1}{N_{reg}} \sum_i L_{reg}(t_i, t_i^*) \quad (1)$$

式中, i 为锚点个数, P_i 为目标概率。如果锚是一个正样本, $P_i=1$;否则 $P_i=0$ 。 t_i 是预先定义的边界框的4个坐标, t_i^* 是与一个正锚相关联的标签。 N_{cls} 和 N_{reg} 是两个归一化参数。 $\lambda=10$,它是一个平衡参数。

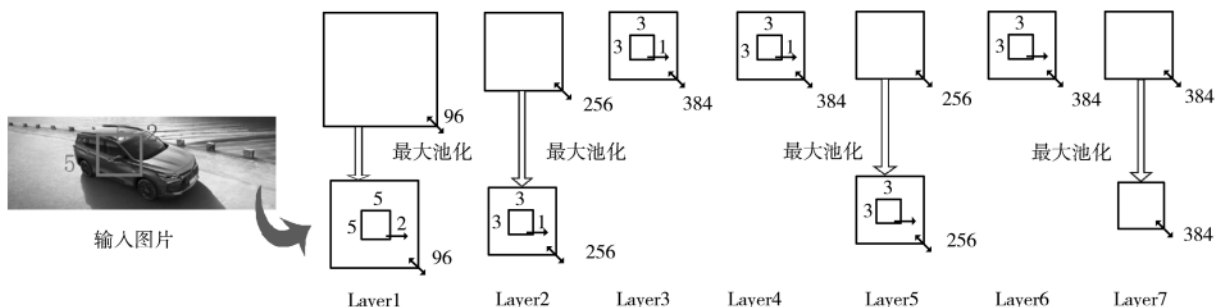


图2 车型检测骨干结构图

计算机技术与应用

Computer Technology and Its Applications

采用式(2)描述边界盒回归损失:

$$L_{\text{reg}}(t_i, t_i^*) = \text{smooth}_{L_1}(t_i, t_i^*) \quad (2)$$

其中, smooth_{L_1} 为鲁棒回归损失函数, 表达式为:

$$\text{smooth}_{L_1}(x) = \begin{cases} 0.5x^2 & |x| < 1 \\ |x| - 0.5 & |x| \geq 1 \end{cases} \quad (3)$$

1.3 基于快速 RCNN 的 Softmax-SVM 分类器

在 R-CNN 训练时, softmax 函数层会对输入样本的分类结果耗费计算损失, 即分类正确的也会计算损失; 而 SVM 分类器在一定范围内忽略了与真值间的误差, 因此对已经正确分类的样本不再进行计算, 只需训练分类错误的样本, 故此节省了大量的计算时间^[14]。该分类器将 R-CNN 作为特征提取器, 提取 FC1 层特征用于训练 SVM 分类器, 最终节省计算时间的同时又避免过拟合^[15]。Softmax-SVM 流程图和该分类器的模型结构如图 3、图 4 所示。

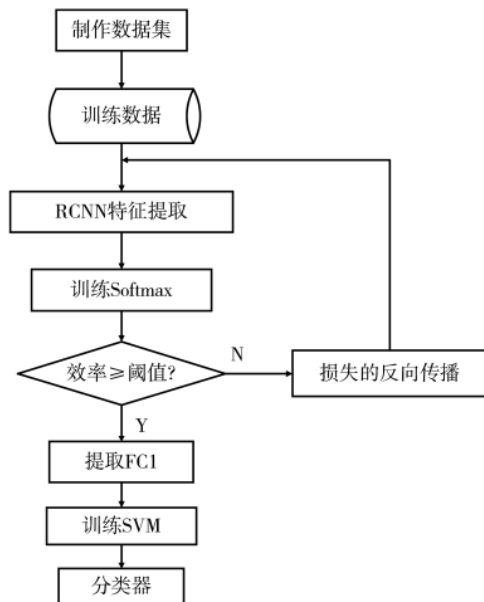


图 3 Softmax-SVM 流程

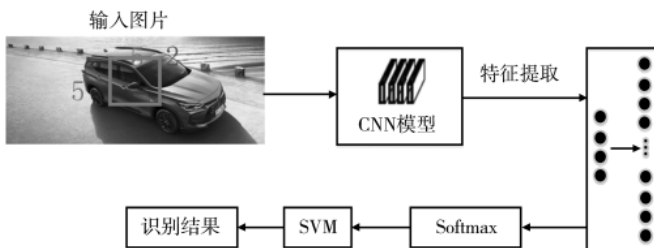


图 4 基于 R-CNN 的 Softmax-SVM 分类器模型结构

1.3.1 Softmax 函数层

快速 R-CNN 最后一层的 Softmax 分类器将分类结果映射到概率域, 目的是最小化预测类别的概率损失^[16]。本文使用的损失函数为交叉熵代价函数, 其函数表达式为:

$$L_c(Y_i, y_i) = -\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n [Y_i \ln y_i + (1 - Y_i) \ln (1 - y_i)] \quad (4)$$

式中, y_i 为分类标签预测值, Y_i 为标签的准确值。在随机初始化权重之后, 该函数满足结果与梯度成反比。Softmax 分类器算法函数表达式为:

$$y_i = \frac{e^{p_i}}{\sum_n e^{p_n}} \quad (5)$$

式中, p_i 为分类标签预测值的概率。式(4)与式(5)做代入式计算, 得到输出层误差为:

$$\frac{\partial y_i}{\partial p_i} = \begin{cases} -\frac{e^{p_i}}{\sum_n e^{p_n}} \cdot e^{p_i} = -y_i, & i \neq j \\ \frac{e^{p_i} \cdot \sum_n e^{p_n} - e^{2p_i}}{(\sum_n e^{p_n})^2} = y_i \cdot (1 - y_i), & i = j \end{cases} \quad (6)$$

$$\frac{\partial L_c}{\partial p_i} = y_i - Y_i \quad (7)$$

1.3.2 SVM 分类器

SVM 分类器已经被广泛应用于多种分类预测和模式识别任务, 取得了良好的效果; 不同于传统神经网络最小化经验风险, SVM 的基础是最小化结构风险^[17]。它与 Softmax 分类器区别是损失函数不同, SVM 损失函数表达式为:

$$L_i = \sum_{j \neq y_i} \max(0, s_j - s_{y_i} + \Delta) \quad (8)$$

式中, s_{y_i} 为实际类别 y_i 得分, s_j 为其他类别得分; Δ 为临界值; L_i 为输入损失。

2 实验

该实验在 Intel® Core™ i7-6700k CPU 4.00 GHz 上运行, 运行速度为 2.40 GHz, 8 GB RAM, 在 Ubuntu 16.04 64 位系统上运行 NVI-DIA GTX 1080 GPU, 使用 MATLAB 实现。

2.1 数据集

实验所用的数据集是在斯坦福公开数据集的基础上扩充了国产车型, 数据集采用 PASCAL VOC2012 标准标签。为避免过拟合状态出现, 构建的数据集包含超过 631 716 张图片, 共计车型有 716 种, 车型包括国内国外的一些常见车型; 其中用于训练的有 600 713 张, 测试的有 31 003 张。本文使用的数据集尺寸均为 $227 \times 227 \times 3$ 。这些数据集是多视角拍摄, 目的是提高识别的准确度^[18]。本文展示了汽车雪佛兰车型层次结构图, 如图 5 所示, 很明显, 车型识别需识别出品牌、型号、年款等。

2.2 车辆检测

本文算法采用高级深度学习框架 Caffe, 动量为 0.9, 权重衰减为 0.000 5, 小批量大小为 256, 每个小批量是从每张图片中提取多个正的和负的样本锚定。

RPN 可以采用随机梯度下降法 (Stochastic Gradient Descent, SGD) 进行训练, 采用标准差为 0.01 的零均值高



图5 雪佛兰汽车模型层次结构

斯分布,随机初始化 RPN 新层,其他层由 PASCAL VOC2012 基准上的预训练模型初始化。如果分别训练 RPN 和检测网络,卷积层的参数会发生不同的变化。因此,训练部分本文改用四步交替法训练^[19]。该方法首先训练 RPN,然后利用前一步生成的建议训练检测网络(Faster R-CNN)。该步骤得到的检测网络将在下一步用于初始化训练 RPN 的参数。其中为了消除冗余区域建议,本文运用非极大值抑制(NMS)方法,根据 cls 层生成的得分来减少冗余区域建议的数量。

如图6所示,采用四步交替法训练 RPN 和目标检测网络,以及快速 R-CNN 算法检测。经过 RPN 区域建议得到预测的 K 个候选区域,即图6(b)所示的锚点。会发现检测到的主要是车轮、车脸以及车标三部分。最后消除冗余区域建议及 ROI 池层输入处理,得到车辆区域推荐的分割后的精细化部分,如图6(c)所示。



图6 车型检测以及识别的结果

2.3 车辆类型识别

实验通过 GPU 加速技术以及服务器的支撑,在 6 小时内完成网络训练。为了提高车型识别的准确度,本文使用 Softmax-SVM 分类器进行车型分类。

首先在 MATLAB 中加载 Caffe 框架的算法做数据集的训练,数据训练如图7所示;从实验结果可以看出,RPN 和检测网络共享卷积层效果很理想。其中训练效率为

Training on single GPU.
Initializing image normalization.

Epoch	Iteration	Time Elapsed (h:m:s)	Mini-batch Accuracy	Mini-batch Loss	Base Learning Rate
23	1400	00:13:20	100.00%	0.0019	1.0000e-05
24	1450	00:13:49	100.00%	0.0016	1.0000e-05
24	1500	00:14:17	100.00%	0.0060	1.0000e-05
25	1550	00:14:45	100.00%	0.0017	1.0000e-06
26	1600	00:15:13	100.00%	0.0032	1.0000e-06
27	1650	00:15:41	100.00%	0.0017	1.0000e-06
27	1700	00:16:10	100.00%	0.0015	1.0000e-06
28	1750	00:16:38	99.22%	0.0085	1.0000e-06
29	1800	00:17:06	100.00%	0.0027	1.0000e-06
30	1850	00:17:34	100.00%	0.0028	1.0000e-06
31	1900	00:18:04	100.00%	0.0026	1.0000e-06
31	1950	00:18:35	100.00%	0.0066	1.0000e-06
32	2000	00:19:03	100.00%	0.0061	1.0000e-06

图7 训练数据集模块

100%,迭代次数超过 156 000,训练效率如图8所示。最后加载测试模型,进行包装。加载一张国产车型图片,得到如图6(d)所示车型的识别结果。为了得到整个实验的校验,添加已加标签的测试集,共计 31 003 张图片。与预测的值做对比得出约 89%的测试精度,测试精度图如图9所示。

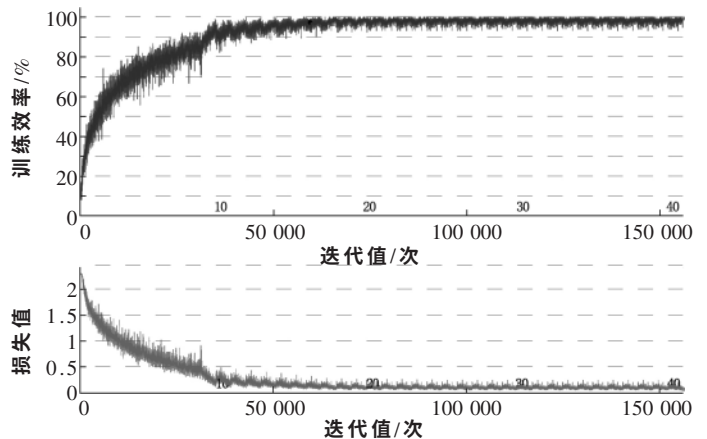


图8 训练数据集效率图

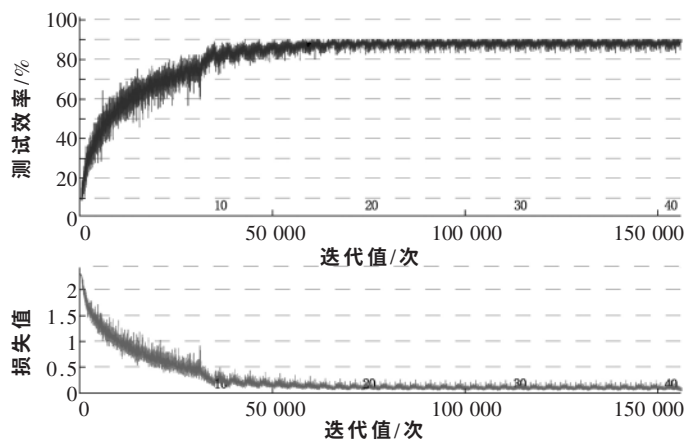
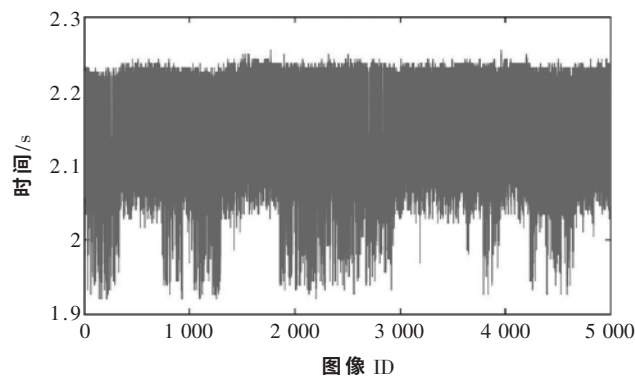


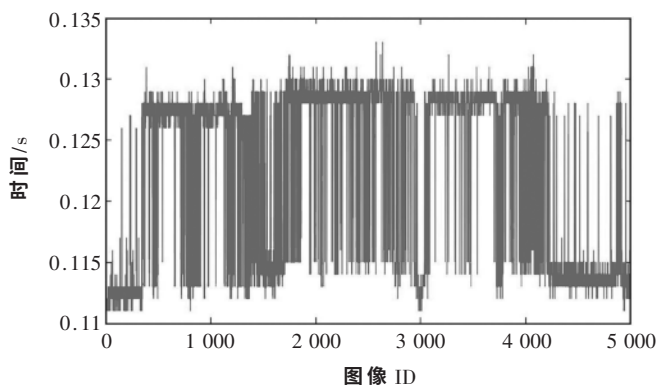
图9 识别结果

2.4 检测和测试结果分析

本文利用不同的区域建议方法对检测时间进行了比较,检测结果如图10所示。图10(a)、图10(b)分别为采用 SS 和 RPN 的计算时间分布曲线,从测试结果来



(a) SS 时间分布, 平均值=2.122



(b) RPN 计算时间分布, 平均值=0.122

图 10 SS 和 RPN 计算时间分布曲线

看, SS 下图像的平均检测时间为 2.122 s, RPN 的平均检测时间为 0.122 s, 由此看出 RPN 减少了区域建议的计算时间。本文利用 Softmax 和 SVM 互补特征来识别不同类型的车辆。本实验与现今先进技术的性能评估表如表 1 所示, 评估诸如准确度、灵敏度、特异度和精密度之类的指标, 用以表征所提出的车型识别方法的精确程度。

表 1 实验性能评估

分类器	精密度/%	灵敏度/%	特异度/%	准确度/%
SVM+HOG	88.6	87	88	87
Decision Tree+HOG	73.69	77	70	66
本文	90.8	88	89	89.08

3 结束语

本文研究一种基于快速 RCNN 和 SVM 的车型识别方法。为减少正态分布的计算时间, 研究用 RPN 与快速 RCNN 实现目标检测; 经 RPN 与 SS 相比较, RPN 提升了计算效率 5.74%。本文算法根据输入图像的尺寸、网络的简易性等特点对网络结构进行改进, 增加了网络的深度来提高表达能力; 通过不同车型数据集来增加提取特征的信息, 并将信息融合到 Softmax-SVM 分类器中进行识别。

参考文献

[1] Shi Lei. Vehicle type recognition based on deep convolution neural network[C]. ICYCSEE Steering Committee, 2017: 3.

- [2] Hu Qichang, Wang Huibing, Li Teng, et al. Deep CNNs with spatially weighted pooling for fine-grained car recognition[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2017, 18(11): 3147-3156.
- [3] Wang Jitian, Zheng Han, Huang Yue, et al. Vehicle type recognition in surveillance images from labeled web-nature data using deep transfer learning[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2018, 19(9): 2913-2922.
- [4] PENG H Y, WANG X, WANG H Y, et al. Recognition of low-resolution logos in vehicle images based on statistical random sparse distribution[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2015, 16(2): 681-691.
- [5] Li Jiashen, Pan Yun. GPU-based parallel optimization for real-time scale-invariant feature transform in binocular visual registration[J]. Personal and Ubiquitous Computing, 2019, 23(3-4): 465-474.
- [6] He Yi, Sang Nong, Gao Changxin, et al. Online unsupervised learning classification of pedestrian and vehicle for video surveillance[J]. Chinese Journal of Electronics, 2017, 26(1): 145-151.
- [7] MURUGAN V, VIJAYKUMAR V R. Automatic moving vehicle detection and classification based on artificial neural fuzzy inference system[J]. Wireless Personal Communications, 2018, 100(3): 745-766.
- [8] 贾瑞. 基于 AlexNet 的车辆型号识别研究[J]. 现代工业经济和信化, 2018, 8(12): 24-26.
- [9] YUE H, WU R, YE S, et al. Vehicle logo recognition system based on convolutional neural networks with a pretraining strategy[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation System, 2015, 16(4): 1951-1960.
- [10] CHENG L Y, MI G Y, LI S, et al. Quality diagnosis of joints in laser brazing based on principal component analysis-support vector machine model[J]. Chinese Journal of Lasers, 2017, 44(3): 82-89.
- [11] WANG Q, DING Y D. A novel fine-grained method for vehicle type recognition based on the locally enhanced PCANet neural network[J]. Journal of Computer Science & Technology, 2018, 33(2): 335-350.
- [12] TANG Y, ZHANG C, GU R, et al. Vehicle detection and recognition for intelligent traffic surveillance system[J]. Multimedia Tools and Applications, 2017, 76(4): 5817-5832.
- [13] ZHOU X, LAN X, ZHANG H, et al. Fully convolutional grasp detection network with oriented anchor box[C]. 2018 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS), Madrid, 2018: 7223-7230.
- [14] 文武, 乔龙辉, 何鹏. 基于自适应差分进化极限学习机的车牌识别算法[J]. 电子技术应用, 2017, 43(1): 133-136, 140.
- [15] MURUGAN V, VIJAYKUMAR V R, NIDHILA A. A deep learning RCNN approach for vehicle recognition in traffic

- surveillance system[J].International Conference on Communication and Signal Processing, 2019, 19(4-6):0157-0160.
- [16] SENGAR S S, MUKHOPADHYAY S. Moving object detection based on frame difference and W4[J]. Signal Image and Video Processing, 2017, 11(7): 1357-1364.
- [17] Zhang Yi, Yin Liang. The environment of autonomous navigation of unmanned vehicle technology in figure[J]. Journal of Ordnance, 2014, 35(1): 32-37.
- [18] 张洁, 赵红东, 李宇海, 等. 复杂背景下车型识别分类器[J]. 激光与光电子学进展, 2019, 56(4): 166-173.
- [19] Ren Shaoqing, He Kaiming, GIRSHICK R. et al. Faster

R-CNN: towards real-time object detection with region proposal networks[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2017, 39(6): 1137-1147.

(收稿日期: 2019-10-18)

作者简介:

马秀(1993-), 女, 硕士研究生, 主要研究方向: 电路与系统。

谭福奎(1966-), 男, 本科, 正高级实验师, 主要研究方向: 电路与系统、人工智能。

李良荣(1963-), 通信作者, 男, 本科, 教授, 主要研究方向: 电路与系统、电磁场与微波技术。

(上接第 62 页)

- ground[J]. IEEE Antennas and Wireless Propagation Letters, 2018, 17(5): 869-872.
- [11] NELATURI S, SARMA N, NOOKALA V, et al. A compact microstrip patch antenna based on metamaterials for Wi-Fi and WiMAX applications[J]. Journal of Electromagnetic Engineering and Science, 2018, 18(3): 182-187.
- [12] AN W, LI Y, FU H, et al. Low-profile and wideband microstrip antenna with stable gain for 5G wireless applications[J]. IEEE Antennas and Wireless Propagation Letters, 2018, 17(4): 621-624.
- [13] XU K, DA X, HAN L, et al. Microstrip patch antenna with multiple parasitic patches and shorting vias for bandwidth enhancement[J]. IEEE Access, 2018, 6: 11624-11633.
- [14] 王崇惜, 邓淑英. 一种 X 波段余割平方赋形平面微带阵列天线[J]. 通信技术, 2019, 52(9): 2310-2316.
- [15] ELLIS M, ZHAO Z, WU J, et al. A novel simple and compact microstrip-fed circularly polarized wide slot antenna with wide axial ratio bandwidth for C-band applications[J]. IEEE Transactions on Antennas and Propagation, 2016, 64(4): 1552-1555.
- [16] JIANG Z H, WERNER D H. A compact, wideband circularly polarized co-designed filtering antenna and its application for wearable devices with low SAR[J]. IEEE Transactions on Antennas and Propagation, 2015, 63(9):

3808-3818.

- [17] GYASI K O, WEN G J, INSERRA D, et al. A compact broadband cross-shaped circularly polarized planar monopole antenna with a ground plane extension[J]. IEEE Antennas and Wireless Propagation Letters, 2018, 17(2): 335-338.
- [18] QU L, PIAO H, QU Y, et al. Circularly polarized MIMO ground radiation antennas for wearable devices[J]. Electronics Letters, 2018, 54(4): 189-190.
- [19] 李勋. X 波段宽带微带阵列天线设计[J]. 无线通信技术, 2016, 25(1): 41-45, 49.
- [20] 郝欣欣, 张怀武, 刘小飞. 64 单元 X 波段 LTCC 高增益圆极化微带阵列天线[J]. 压电与声光, 2015, 37(1): 130-133.
- [21] 郝欣欣, 段耀铎, 徐海东, 等. 64 单元 X 波段高增益圆极化微带阵列天线设计[J]. 微波学报, 2014, 30(5): 31-34.
- [22] 朱丹. X 波段 32 元高增益阵列天线设计与仿真[J]. 硅谷, 2014, 7(6): 27-29.

(收稿日期: 2019-10-23)

作者简介:

金宇婷(1991-), 通信作者, 女, 硕士, 工程师, 主要研究方向: 卫星数据传输系统设计。

邢斯瑞(1987-), 男, 硕士, 副研究员, 主要研究方向: 卫星通信系统设计。

孙伟(1989-), 男, 硕士, 助理研究员, 主要研究方向: 卫星通信系统设计。

(上接第 67 页)

- strategy for the enhancement of spectrum efficiency[J]. IEEE Communications Magazine, 2004, 4(3): 8-14.
- [7] 冯文江, 郭瑜, 胡志远. 认知无线电中的频谱感知技术[J]. 重庆大学学报(自然科学版), 2007, 30(11): 46-49.
- [8] 孙鹏, 杨富程, 宋杰, 等. 基于循环平稳检测的协作频谱感知[J]. 电子测试, 2019(4): 12-14.
- [9] 甘国妹, 郑金存, 甘永进. 基于能量检测的频谱感知算法性能研究[J]. 科技创新与应用, 2019(3): 25-27.
- [10] TURIN G L. Minimax strategies for matched-filter detection[J]. IEEE Transactions on Communications, 2003, 23(11):

1370-1371.

- [11] 丰金花. 基于最小贝叶斯风险的频谱感知技术的研究[D]. 苏州: 苏州大学, 2011.
- [12] 王再励. 认知无线网络中的协作频谱检测技术研究[D]. 北京: 北京邮电大学, 2011.

(收稿日期: 2019-12-02)

作者简介:

聂慧锋(1983-), 男, 硕士, 工程师, 主要研究方向: 信号与信息处理、电子对抗。

徐声海(1987-), 男, 本科, 工程师, 主要研究方向: 雷达、电子对抗。

版权声明

经作者授权，本论文版权和信息网络传播权归属于《电子技术应用》杂志，凡未经本刊书面同意任何机构、组织和个人不得擅自复印、汇编、翻译和进行信息网络传播。未经本刊书面同意，禁止一切互联网论文资源平台非法上传、收录本论文。

截至目前，本论文已经授权被中国期刊全文数据库（CNKI）、万方数据知识服务平台、中文科技期刊数据库（维普网）、DOAJ、美国《乌利希期刊指南》、JST 日本科技技术振兴机构数据库等数据库全文收录。

对于违反上述禁止行为并违法使用本论文的机构、组织和个人，本刊将采取一切必要法律行动来维护正当权益。

特此声明！

《电子技术应用》编辑部

中国电子信息产业集团有限公司第六研究所