

基于改进隐马尔可夫特征的车牌识别技术

罗翔豪 王 培 肖怀成 李 帅 孙冬冬
(河南科技大学车辆与交通工程学院 洛阳 471000)

摘 要:为实现复杂光照条件及字符图像存在旋转、遮挡和污损等情况下车牌字符的准确识别,提出基于改进隐马尔可夫特征的车牌字符识别算法,算法通过快速独立成分分析对隐马尔可夫特征降维,减少参与神经网络分类的特征维数从而提高识别效率,通过选取代表性训练样本参与分类器训练,减少算法对硬件性能的要求从而进一步提高算法的识别效率。实验结果表明,该算法在保持原有统计特征分类识别性能的前提下,显著减少了运行时间,提高了识别准确率。

关键词:车牌识别;改进隐马尔可夫特征;快速独立成分分析;概率神经网络

中图分类号:TN2 文献标识码:A 国家标准学科分类代码:580.2010

License plate characters recognition algorithm based on improved hidden Markov feature

Luo Xuhao Wang Pei Xiao Huaicheng Li Shuai Sun Dongdong
(College of Vehicle and Traffic Engineering, He'nan Science and Technology University, Luoyang 471000, China)

Abstract: In order to realize the accurate recognition of the license plate characters under conditions of complex illumination and the character with rotation, occlusion or fouling, a new License plate character recognition algorithm based on Improved Hidden Markov features is proposed, in which the recognition efficiency is improved by reducing the dimension of the features using the fast independent component analysis and By choosing representative training samples to participate in classifier training through which Reduces the requirements for hardware performance. The experimental results show that, the proposed algorithm can significantly reduce the running time and improve the recognition accuracy under the condition of keeping the original classification and recognition performance.

Keywords: license plate characters recognition; improved hidden Markov feature; FastICA; PNN

0 引 言

车牌识别系统作为智能交通系统的核心在城市道路和高速公路中十分重要,随着行驶车辆数量的增加,对车牌识别系统的识别速度和识别准确率提出了更高的应用需求,因此开展高性能车牌识别算法的研究具有重要的理论意义和社会应用价值。

根据我国车牌字符的结构和特点,一方面车牌中汉字笔画繁多,难以提取有效的特征,另一方面由于天气和路况的影响,车牌污染严重的情况下,汉字的识别尤为困难,为此,陈玮等人^[1]提出基于欧拉数的模板匹配算法,以改善某些相似字符的识别率,但效果并不十分理想;翟国庆等人^[2]运用双线性拟合与错切变换相结合进行图像倾斜校正,采用统计分析方法进行图像分割后,采用模板匹配实现字符智能识别;邹明明等人^[3]将传统模板匹配方法与

字符特征和边缘模板结合在一起进行车牌字符识别,对相似字符和污损的字符具有较好的适应性;张旭兰等人^[4]通过对BP神经网络的参数进行优化,改善神经网络对字符识别的应用;郭荣艳等人^[5]采用改进的神经网络进行特征训练,提出基于分级网络的车牌字符识别方法;林川^[6]采用整体和局部特征,分别采用不同级SVM分类器进行分类的车牌识别方法,将小样本SVM用于车牌字符识别,取得了较好的效果。由于车牌中的字符数量相对较多且存在形似的字符,牛博雅等人^[7]提出一种基于学习的、由粗到精的车牌字符识别方法,能有效解决形似字符的错分类问题;费继友等人^[8]针对复杂多变环境,应用字符特征约束提取轮廓,避免复杂运算的同时提高了定位准确性;胡金蓉等人^[9-10]基于字符的凹凸、弯曲度以脑膜交点数等字符的形状特征,设计车牌字符识别算法;王忠飞等人^[11]分析字符连通域的凹凸轮廓方向和圈特征,并结合局部特

收稿日期:2017-05

征提出基于连通域特征的多级车牌字符识别算法。

分析已有算法可知,对于车牌汉字的识别,比较成功的算法主要包括基于汉字笔画结构特征的识别和基于汉字统计特征的识别,基于汉字笔画结构特征的方法对环境、光照及车牌字符污损情况下的识别率较低,而基于统计特征的方法对于字符图像的平移、旋转等具有不变性,对环境光照及字符污损具有较强的抗干扰性,文献[12]提出一种基于分形维数和隐马尔科夫特征的多分类融合车牌字符识别方法,利用车牌字符的隐马尔科夫统计特征取得较好的识别结果,但该方法还存在以下问题:1) 隐马尔科夫特征作为识别向量时,为更好的表达字符特征需要较高的维数,但高维不仅增加算法计算量,而且造成信息冗余,不利于字符的精确识别;2) 多分类器融合并不能充分利用提取的统计量特征,且会严重影响识别的时间和增加对硬件性能的需求。

针对以上问题,本文提出基于改进隐马尔科夫特征的车牌字符识别算法,算法将隐马尔科夫特征与独立成分分析相结合对隐马尔科夫特征进行降维,并利用改进的概率神经网络基于降维后的隐马尔科夫特征进行车牌识别,通过对比实验验证,与原基于隐马尔科夫特征的方法相比,文中算法即保留原算法的良好识别性能,又提高了算法的运算效率和识别性能。

1 隐马尔科夫特征

车牌图像不同于普通图像,其所包含的信息较少,且其内容相关性符合马尔可夫性,因此可利用隐马尔可夫特性实现车牌字符的识别,车牌图像的隐马尔科夫特征提取流程如图1所示。

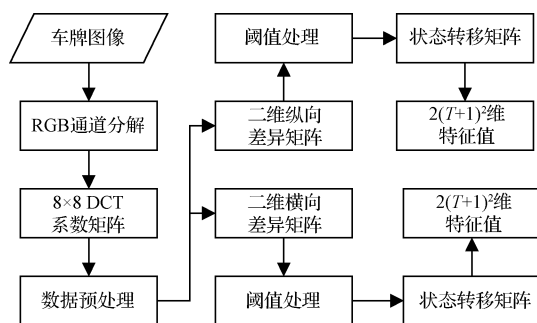


图1 隐马尔科夫特征计算流程

隐马尔科夫特征的计算方法为:

1) 将车牌图像分割为 8×8 的不重复像素块,对每个块做离散余弦变换(DCT),从而将时域空间图像转变到频域空间进行处理;

2) 计算频域空间数据的模并取整,然后计算横向差异矩阵和纵向差异矩阵,并进行阈值处理;

横向差异矩阵和纵向差异矩阵利用式(1)和式(2)计算。

$$F_h(x, y) = F(x, y) - F(x + 1, y) \quad (1)$$

$$F_v(x, y) = F(x, y) - F(x, y + 1) \quad (2)$$

式中: $F(x, y)$ 为坐标为 (x, y) 位置像素的能量。对计算得到的横纵向差异矩阵按式(3)进行阈值处理。

$$F_T(x, y) = \begin{cases} T & F(x, y) > T \\ F(x, y) & \hat{u}F(x, y) < T \\ -T & F(x, y) < -T \end{cases} \quad (3)$$

式中: $F_T(x, y)$ 为阈值处理后的结果, $F(x, y)$ 选择 $F_h(x, y)$ 或者 $F_v(x, y)$,文中阈值选择 $T=3$ 。

3) 计算阈值处理后差异矩阵的状态转移概率矩阵。

经过以上计算,可以得到针对RGB车牌图像计算的隐马尔可夫特征。但是为了更好的表达车牌图像字符的可分类识别统计特征,隐马尔可夫特征通常采用高维数向量,这增加了后续分类识别的负担,同时造成不同字符之间的特征冗余,不利于识别,为此,文中采用快速独立成分分析方法对提取的高维隐马尔可夫特征进行降维,以提高隐马尔可夫特征的分类识别性能。

2 隐马尔可夫特征降维

独立成分分析(ICA)^[13]将混合信号中感兴趣的独立信号提取出来,且得到的各信号之间去除相关性,且相互独立。

2.1 快速定点ICA(FastICA)算法

设一组观测信号为 \mathbf{X} ,其是由一组独立信号 \mathbf{S} 与一个未知混合矩阵 \mathbf{A} 经线性组合生成的,即

$$\mathbf{X} = \mathbf{A} \times \mathbf{S} \quad (4)$$

ICA算法即是计算一个分离矩阵 \mathbf{B} ,使得ICA分析得到的输出信号 $\mathbf{Y} = \mathbf{B} \times \mathbf{X}$ 为原始独立信号 \mathbf{S} 的一个最佳逼近,从而将原始混合信号中的独立信号分离出来,但ICA算法比较耗时而且对硬件要求较高,因而出现在ICA的快速算法。

信息熵反映信号的信息量多少,而在等方差的随机变量中,高斯分布特性的变量具有最大信息熵^[14],而判断输出信号的独立性可以通过判断信号的非高斯性来实现,因此,可以采用负熵作为衡量信号的非高斯性大小的判断依据,FastICA算法^[15]即是以负熵为依据进行判断的独立成分分析方法。但由于负熵计算困难,用于独立成分分析的负熵 $J(\mathbf{Y})$ 可以近似的表示为式(5)。

$$J(\mathbf{Y}) \approx \{E[G(\mathbf{Y})] - E[G(\mathbf{Y}_g)]\}^2 \quad (5)$$

式中: \mathbf{Y}_g 与随机信号 \mathbf{Y} 具有相同的方差, $E(\cdot)$ 为计算随机变量均值, $G(x)$ 的取值为:

$$G(\mathbf{Y}) = \log \cosh(\mathbf{Y}) \quad (6)$$

2.2 FastICA 隐马尔可夫特征降维

文中算法利用FastICA算法对车牌字符图像的294维隐马尔可夫特征进行独立成分分析,提取出特征中的独立成分分为最终的识别特征,去除相关量,其具体步骤如下:

1) 对车牌训练样本图像字符提取隐马尔可夫特征矩阵 \mathbf{Z} ,并进行均值化处理和白化处理。矩阵的白化处理即

$$\mathbf{V} = \mathbf{D}^{-1/2} \times \mathbf{U}^T \quad (7)$$

式中: $\mathbf{D} = \text{diag}(d_1, d_2, \dots, d_n)$, d_i 为协方差矩阵 $\mathbf{E}[\mathbf{Z} \times \mathbf{Z}^T]$ 的特征值, 而 \mathbf{U} 为特征向量组成的矩阵。文中算法在计算相关矩阵 \mathbf{D} 和 \mathbf{U} 时, 仅保留占特征值总和一定比例的前 n 个特征值及其对应的特征向量, 以进一步降低维数。将白化处理后的矩阵 \mathbf{V} 与 \mathbf{Z} 的乘积作为 ICA 算法中的观测信号 \mathbf{X} , 即:

$$\mathbf{X} = \mathbf{V} \times \mathbf{Z} \quad (8)$$

2) 计算分离矩阵 $\mathbf{B} = [\mathbf{B}_1, \mathbf{B}_2, \dots, \mathbf{B}_n]^T$ 的首向量 \mathbf{B}_1 。对 \mathbf{B}_1 初始化后, 利用式(9)和式(10)方式迭代计算新向量 $\hat{\mathbf{B}}_1$:

$$\hat{\mathbf{B}}_1 = \mathbf{E}\{\mathbf{X} \times g(\mathbf{B}_1^T \cdot \mathbf{X})\} - \mathbf{E}\{g'(\mathbf{B}_1^T \cdot \mathbf{X})\} \cdot \mathbf{B}_1 \quad (9)$$

$$\mathbf{B}_1 = \frac{\hat{\mathbf{B}}_1}{\|\hat{\mathbf{B}}_1\|} \quad (10)$$

式中: $\mathbf{E}(\ast)$ 为计算均值, $G(\ast)$ 见式(5), $g'(\ast)$ 为 $G(\ast)$ 的导数。当经过某次迭代后得到的 \mathbf{B}_1 的指向方向与前次迭代得到的 \mathbf{B}_1 方向相反, 则结束迭代, 进而得到其对应的独立分量: $\mathbf{Y}_1 = \mathbf{B}_1 \times \mathbf{X}$;

3) 计算分离矩阵 $\mathbf{B} = [\mathbf{B}_1, \mathbf{B}_2, \dots, \mathbf{B}_n]^T$ 的其他向量 \mathbf{B}_n , 此时前 $n-1$ 项向量已经计算得到。首先初始化 \mathbf{B}_n , 利用式(11)、(12)和式(13)迭代计算 $\hat{\mathbf{B}}_n$:

$$\hat{\mathbf{B}}_n = \mathbf{E}\{\mathbf{X} \times g(\mathbf{B}_n^T \cdot \mathbf{X})\} - \mathbf{E}\{g'(\mathbf{B}_n^T \cdot \mathbf{X})\} \cdot \mathbf{B}_n \quad (11)$$

$$\hat{\mathbf{B}}_n = \hat{\mathbf{B}}_n - \sum_{i=1}^{n-1} (\hat{\mathbf{B}}_n^T \times \mathbf{B}_i) \times \mathbf{B}_i \quad (12)$$

$$\mathbf{B}_n = \frac{\hat{\mathbf{B}}_n}{\|\hat{\mathbf{B}}_n\|} \quad (13)$$

计算得到 \mathbf{B}_n 后, 则第 n 个独立分量为

$$\mathbf{Y}_n = \mathbf{B}_n \times \mathbf{X} \quad (14)$$

至此求出分离矩阵 \mathbf{B} 的所有行向量及相应的独立成分分量, 构成新的特征矩阵:

$$\mathbf{Y} = [\mathbf{Y}_1, \mathbf{Y}_2, \dots, \mathbf{Y}_n] \quad (15)$$

3 改进 PNN 的车牌字符识别

概率神经网络(PNN)于1990年由Specht提出的模式分类方法, 其利用贝叶斯决策规则在多维空间进行分类。传统PNN方法在样本足够多的情况下, 对复杂样本仍能取得很好的分类结果, 模式分类性能较强, 但其模式层的节点个数与训练样本数相关, 当使用大量的训练样本数时, 会占用大量的硬件内存且耗时较长, 识别时的时间也会比较长, 不适合实时性要求较高的车牌识别系统, 为此, 文中提出基于部分节点的改进PNN算法, 算法仅使用训练样本的部分具有代表性的节点作为网络模式层的节点, 从而在保证分类效果的同时加快算法的识别速率, 其实现步骤如下:

1) 将每一类车牌字符的训练样本图像特征组成特征向量, 并计算不同类型特征向量之间的距离, 从而形成距离矩阵, 同时得到每类样本之间的最大距离;

2) 取最大距离的一半为度量阈值 T , 计算与每个样本距离小于阈值 T 的向量数作为该样本向量的密度, 从而由距离矩阵得到一维的密度矩阵;

3) 计算密度矩阵的均值, 选取密度大于均值的所有样本向量组成新的集合;

4) 在新的集合中取密度最大的样本向量作为第一个代表点, 将与其之间距离超过一定预设阈值且密度最大的样本向量作为第2个代表点, 依次将集合中与前次选择的代表点距离大于预设阈值且为当前密度最大的样本向量作为下一个代表点, 直到没有新的代表点产生为止, 新选择的代表点样本向量作为训练样本集, 进行PNN网络的训练和字符识别, 从而在保证原PNN识别性能的情况下, 提高算法的效率。

4 实验及分析

在CPU为Inte(R) Core(TM)i5-2540M(2.60 GHz), 内存为4.00 Gbyte的计算机条件下, 以MATLAB软件为仿真实验平台, 采用实拍和网络下载的车牌字符图像作为数据源, 实验分为性能对比实验和识别效率对比实验。实验中将车牌图像分成3组: 第1组图像光照条件较好、无污损和旋转等变化; 第2组图像光照条件不同且增加不同比例的高斯噪声; 第3组图像在第二组图像基础上, 对部分图像进行了平移、旋转并选用了部分字符污损的图像。

4.1 算法识别准确率对比实验

为验证本文方法的识别准确性, 将本文方法与传统模板匹配法(简记为算法1)、基于欧拉数的改进模板匹配法(简记为算法2)^[1]、使用未降维隐马尔可夫特征和未改进神经网络的识别方法(简记为算法3)进行仿真实验对比, 实验中训练样本选择300幅汉字图像, 300幅英文字母图像以及500幅数字图像, 测试实验选择800幅汉字图像, 800幅英文字母图像以及1600幅数字图像, 实验结果如表1和图2所示, 识别率按正确识别字符与所有测试字符的比值计算。

从表1实验结果可以看出, 对于第1组图像, 4种算法都取得较好的识别结果, 主要是由于第1组图像拍摄质量较好, 干扰因素较少; 对于第2组光照不均匀图像, 本文算法和算法3要比基于模板匹配算法取得更好的结果, 主要是由于复杂光照条件下, 模板匹配方法基于的字体轮廓和结构等特征会受到干扰, 而本文算法及算法3采用基于统计量的特征进行字符识别, 对光照变化具有较好的适应性, 因而取得更好的识别结果, 这种识别优势在第3组图像中更加明显, 在第3组图像中, 字符的旋转变化和污损加剧模板匹配方法的识别错误率。从实验结果整体来看, 汉字字符的识别要比字母和数字困难, 主要由汉字结构紧凑和笔画复杂容易受到噪声和污损影响而被误判, 也说明对于中国车牌识别系统, 其汉字的识别率影响整个车牌的识别结果; 在3组实验图像中, 本文算法与算法3取得相近的识别结果, 说明本文算法对隐马尔可夫特征的降维改

表1 识别性能对比实验结果

(%)

实验数据及算法		汉字识别率	字母识别率	数字识别率	综合识别率
第1组图像	算法1	89.8	92.5	94.3	92.2
	算法2	90.1	93.8	95.2	93.0
	算法3	90.5	94.3	96.8	93.9
	本文	90.9	94.8	96.3	94.0
第2组图像	算法1	79.6	85.1	86.4	83.7
	算法2	81.2	86.8	89.7	85.9
	算法3	87.5	90.5	91.2	89.73
	本文	88.2	92.3	93.5	91.3
第3组图像	算法1	56.3	67.1	66.4	63.3
	算法2	65.6	72.8	70.1	69.5
	算法3	81.6	85.9	87.1	84.9
	本文	83.2	87.1	88.9	86.4

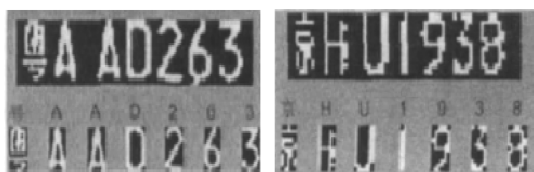


图2 一次实验车牌和正确识别字符

进和对 PNN 的改进并没有改变原有算法的识别性能,而本文算法在各种条件下识别率略高于算法3,主要由于通过特征降维,去除冗余信号,增强特征向量之间的独立性,有利于车牌字符识别率的提高。

4.2 算法识别效率对比实验

为验证本文提出的算法对车牌字符识别的效率,将实验一中的训练样本提取隐马尔可夫特征并采用 FastICA 降维后,选取每一类字符图像样本的代表点,如表2所示为汉字中每一类代表点对应的点数。

表2 31种汉字中每一类提取的代表点数

类别	1	2	3	4	5	6	7	8
点数	12	17	15	18	15	10	10	14
类别	9	10	11	12	13	14	15	16
点数	14	14	13	13	12	13	14	12
类别	17	18	19	20	21	22	23	24
点数	18	14	15	15	17	12	13	16
类别	25	26	27	28	29	30	31	
点数	13	15	13	15	14	14	12	

以这些共计342个代表点作为模式层节点训练改进的神经网络,然后对1000幅测试样本进行字符识别,将算法与实验一中的算法3以及使用降维隐马尔可夫特征和未改进概率神经网络的方法(简记为算法4)进行识别时间比较实验,实验结果显示文中算法的实验识别测试时间为25.62s,算法3的识别测试时间为45.76s,算法4的

识别测试为40.19s,从实验结果可以看出,在相同的实验条件下,本文算法的车牌字符识别时间显著优于传统隐马尔可夫特征和传统的概率补缀网络算法,主要原因为尽管文中算法在进行特征降维时有一定的时间消耗,但降维的特征在神经网络识别阶段可以大量节省算法的识别时间。

从两个实验结果可以看出,通过隐马尔可夫特征降维和概率神经网络算法改进,提出的基于改进隐马尔可夫特征的车牌字符识别算法不仅降低算法对硬件性能的要求(通过合理有效选择训练样本点数),显著减少算法的运行时间,而且通过降维去除冗余信息和增加特征的独立性进一步提高了算法的识别准确率。

5 结 论

为实现复杂光照条件及字符存在旋转、遮挡和污损等情况下车牌字符的准确识别,本文提出基于改进隐马尔可夫特征的车牌字符识别算法,算法通过快速独立成分分析对隐马尔可夫特征进行降维,既减少参与神经网络分类的特征的维数从而提高算法的识别效率,又去除特征分量之间的冗余信息,增强独立性从而提高算法的识别准确率,对比实验表明,算法在提高原有统计特征分类识别性能的条件下,显著减少了运行时间。

参 考 文 献

- [1] 陈玮,曹志广,李剑平.改进的模板匹配方法在车牌识别中的应用[J].计算机工程与设计,2013,34(5):1808-1811.
- [2] 翟国庆,李汪佩.渣土车车牌字符智能识别研究[J].电子测量与仪器学报,2016,30(12):1853-1860.
- [3] 邹明明,卢迪.基于改进模板匹配的车牌字符识别算法实现[J].国外电子测量技术,2010,29(1):59-61.
- [4] 张旭兰.基于BP人工神经网络的车牌字符识别优化算法[J].计算机工程与应用,2012,48(35):182-185.
- [5] 郭荣艳,胡雪惠.BP神经网络在车牌字符识别中的

- 应用研究[J]. 计算机仿真, 2010, 27(9):299-350.
- [6] 林川, 吴正茂, 覃金飞. 基于机器视觉的分级车牌字符识别方法[J]. 电视技术, 2014, 38(11):198-201.
- [7] 牛博雅, 黄琳琳, 胡健. 自然场景下的车牌检测与识别算法[J]. 信号处理, 2016, 32(7):787-794.
- [8] 费继友, 谢金路, 李花, 等. 基于字符特征约束的自适应车牌校正提取[J]. 仪器仪表学报, 2016, 37(3):632-639.
- [9] 胡金蓉, 王玲. 基于阈值分割的运矿车辆车牌精确定位[J]. 计算机工程与设计, 2009, 30(8):2051-2054.
- [10] 胡金蓉, 周激流, 王玲, 等. 一种新的基于字符形状特征的高效车牌识别算法[J]. 计算机应用研究, 2010, 27(6):2398-2400.
- [11] 王忠飞, 陈元正. 基于轮廓特征的车牌英文和数字识别方法[J]. 浙江工业大学学报, 2015, 43(5):522-526.
- [12] 耿庆田, 赵宏伟. 基于分形维数和隐马尔科夫特征的车牌识别[J]. 光学精密工程, 2013, 21(12):3198-3204.
- [13] HYVÄRINEN A, HURRI J, HOYER P O. Independent component analysis[M]. IEEE Press, 2004.
- [14] 何川, 舒勤, 李旻. 基于改进单通过 FastICA 的谐波与间谐波检测[J]. 电网技术, 2013, 37(10):2959-2964.
- [15] RINEN A, OJA E. A fast fixed-point algorithm for Independent component analysis[J]. Neural computation, 1997, 9(7):1483-1492.

作者简介

罗栩豪, 1995 年出生, 本科, 主要研究方向为车辆工程等。

E-mail:luo_yh1995@163.com

是德科技发布支持信令连接的 5G 射频设计验证测试工具套件， 加速新一代 5G 终端设备的开发

新工具套件让开发人员得以快速验证 5G 射频要求并进行深入分析

2017 年 9 月 13 日, 是德科技公司(NYSE:KEYS)近日宣布推出行业内首个网络模拟器解决方案 5G RF DVT 工具套件。新工具套件能经济高效地从 6 GHz 扩展到毫米波, 以及从 Pre-5G 标准扩展到新空口(5G NR)。

5G RF DVT 工具套件为是德科技 5G 网络模拟器解决方案(NES)产品组合中的最新成员, 它以是德科技率先推向市场的 UXM 5G 无线测试平台(2017 年 5 月发布)为基础设计而成。该工具套件旨在确保从早期原型设计到验收和制造的全过程中, 测量具有良好的可追溯性。

是德科技副总裁兼无线设备和运营商事业部总经理 Kailash Narayanan 表示:“随时进行 5G 信令连接下的射频测试对于验证设备性能至关重要, 但由于毫米波频率和波束赋形的原因, 测试具有极大的挑战性。是德科技率先推出相应的解决方案, 使业界开发 5G 设备项目的进程显著加快。”

5G RF DVT 工具套件使用是德科技的测试自动化平台(TAP), 允许设计工程师轻松创建并定制具有最高参数化程度的射频和无线资源管理(RRM)测试用例。