

基于软 K 段主曲线的 LPR 字符特征的提取方法

焦 娜

(华东政法大学信息科学与技术系 上海 201620)

摘 要 车牌识别是智能交通系统的重要组成部分,提高车牌字符识别率的关键在于提取字符的特征。主曲线是主成分分析的非线性推广,它是通过数据分布“中间”并满足“自相合”的光滑曲线。通过对现有主曲线算法的分析可知:软 K 段主曲线算法对提取分布在弯曲度很大或相交曲线周围的数据的主曲线的效果较好。因此,尝试用该主曲线算法来提取车牌字符的结构特征。实验结果表明,利用该主曲线算法来提取车牌识别的结构特征能够取得较好的实验效果。所提方法为提取车牌字符特征的研究提供了一条新途径。

关键词 软 K 段主曲线算法,结构特征,特征选取

中图分类号 TP391.43 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2017.09.009

Extraction Method of LPR Characters Features Based on Soft K-segments Algorithm for Principal Curves

JIAO Na

(Department of Information Science and Technology, East China University of Political Science and Law, Shanghai 201620, China)

Abstract License plate recognition is an important part of intelligent transportation systems. In order to improve the recognition rate of LPR characters, extraction of features are critical. Principal curves are nonlinear generalizations of principal components analysis. They are smooth self-consistent curves that pass through the “middle” of the distribution. By analysis of existed principal curves, we learned that a soft K-segments algorithm for principal curves exhibits good performance in such situations in which the data sets are concentrated around a highly curved or self-intersecting curves. Therefore, we attempted to use the algorithm to extract structural features of LPR characters. Experiment results show that the algorithm is feasible for extraction of structural features of LPR characters. The proposed method can provide a new approach to the research for extraction of LPR characters features.

Keywords Soft K-segments algorithm for principal curves, Structural features, Features extraction

1 引言

车牌是在公众场合能够唯一确定汽车身份的凭证。车牌识别是智能交通系统的重要组成部分。车牌识别技术主要包括车牌字符分割、车牌字符特征提取和车牌字符识别等研究工作,车牌字符特征提取直接影响车牌字符识别的最终结果,本文主要对其进行研究。大多数的车牌字符特征提取方法是对车牌字符图像先进行归一化处理。字符归一化有两种方法:1)将字符图像的边框按比例线性缩小或者放大为预设的尺寸;2)通过水平和垂直方向上的白色像素进行归一化。但是归一化后,一些像素点的坐标因变换而偏离原坐标位置,从而丢失图像部分信息。然后,对车牌字符图像进行细化操作。图像细化是指将一定宽度的线条通过算法处理成一条薄线,主要是在细化的车牌图像或灰度图像上提取车牌字符特征点。细化方法是需要进行大量扫描、遍历操作,并使用数学形态学方法对原图进行腐蚀、模板匹配等操作得到结果。细化方法不可避免地会产生错误细节,使最终得到的细化图不能对车牌字符图像进行准确、有效的描述,并且对车牌图像上

的字符信息进行了有损压缩,因此不能较好地保留车牌字符图像的信息。而灰度图像由于存在大量噪音,因此基于它提取特征点的错误率较高。同时,细化图和灰度图都是以位图形式存储,不仅占据较大空间,而且给车牌字符特征点提取和真伪辨别带来诸多不便。

因此,本文采用主曲线方法来提取车牌字符的信息。Hastie 和 Stuetzle^[1]于 1984 年提出了主曲线的概念。主曲线是通过数据分布“中间”并满足“自相合”的光滑曲线。主曲线的理论基础是寻找嵌入高维空间的非欧氏低维流形,也是线性主成分的非线性推广^[7]。鉴于主曲线的这些性质和优点,自 20 世纪 90 年代以来其在海外取得了较快的发展。Banfield 和 Raftery^[2]于 1992 年提出了 BR 主曲线,Keeg^[3]于 1999 年提出了 PL 主曲线,Verbeek 于 2000 年给出了 K 段主曲线算法^[4],Delicado^[6]于 2001 年提出了 D 主曲线。虽然主曲线的原理使用了较复杂的数学知识,但由于其广泛的应用前景,在 20 世纪 90 年代后期便引起了国外计算机科学家的关注,目前已出现了许多主曲线在计算机方面的应用,如线性对撞机中对电子束运行轨迹的控制^[7]、图像处理中辨识冰原

到稿日期:2016-07-27 返修日期:2016-09-11 本文受国家社科基金青年项目(13CFX049),上海高校青年教师培养资助计划(hdzf10008),上海市教育委员会 2016 年上海高校教师培养计划有关项目《上海高校中青年教师国外访学进修计划》华东政法大学 085 工程资助。

焦 娜(1977—),女,博士,副教授,主要研究方向为人工智能、模式识别、主曲线、粗糙集、数据挖掘等,E-mail:zdx_jn@163.com。

轮廓^[8]、图形检测^[9]、脱机手写体的主曲线模板化^[10]、数据可视化^[11]、票据识别^[12]和智能交通等^[13]。

很多主曲线算法都是由与固定拓扑结构相关的局部模型组合成的,如 HS 主曲线算法、PL 主曲线算法、BR 主曲线算法和 T 主曲线算法。因此,当图像的数据分布在弯曲度很大或相交曲线周围时,这些算法的性能便较差,所得结果也不能正确反映数据的拓扑结构,这是由在“局部模型”中的固定拓扑结构和差的初始化造成的。因为我们预先不知道需要多少“局部模型”,所以在设计算法时,只能预估计“局部模型”的数量。另一方面,HS 算法明确规定了主曲线是不相交的。同样,多边形算法和 T 算法也由于较差的初始化,通常不能正确提取出分布在弯曲度很大或相交曲线周围的数据的主曲线(见图 1)。车牌字符图像具有弯曲度大和相交等特点,因此 HS 主曲线算法、多边形算法和 T 算法都不适合用来提取车牌字符的骨架结构;而软 K 段主曲线算法^[5]对提取出分布在弯曲度很大或相交曲线周围的数据的主曲线的效果则较好。基于此,我们尝试选用软 K 段主曲线算法来提取车牌字符的骨架结构。实验结果表明,利用该主曲线算法来提取车牌字符的结构特征的效果较好。所提算法为车牌字符特征提取的研究提供了一条新途径。



(a)多边形算法提取的主曲线 (b)HS 算法提取的主曲线
图 1 多边形算法和 HS 算法提取数据的主曲线

2 主曲线定义及软 K 段主曲线算法

本节主要给出主曲线的定义以及软 K 段主曲线算法。

2.1 主曲线定义

定义 1 假设随机向量 $Y=(Y_1, Y_2, \dots, Y_p)$ 的概率密度为 $g_y(y)$, 则通过 Y 数据分布中间的一条曲线 $f(s)$ 如果满足:

$$f(s) = E(Y | s_f(y) = s)$$

则称 $f(s)$ 是 Y 的一条主曲线。其中 $s_f(y)$ 是数据点 y 投影到曲线 $f(s)$ 上 s 点的值, 即:

$$s_f(y) = \sup\{s : \|y - f(s)\| = \inf_{\tau} \|y - f(\tau)\|\}$$

由主曲线的定义可知: 主曲线上每个点都是所有投影至该点的数据点的条件均值, 它满足自相合性。主曲线的理论基础是寻找嵌入高维空间的非欧氏低维流形, 也是线性主成分的非线性推广, 它能真实反映数据的形态。图 2 给出一个简单的例子, 从该图中可发现主曲线与第一主成分相比具有两方面明显的优点: 1) 对数据的信息保持性较好; 2) 与数据间的距离均方差小, 较好地勾画出了原始信息的轮廓。



(a)第一主成分 (b)主曲线
图 2 数据第一主成分与主曲线的对照图

2.2 软 K 段主曲线算法

算法主要分 4 步: 初始化; 插入一条新线段; 调整; 构造优化。具体每步算法由以下步骤构成:

第一步 初始化

分为两步:

1) 读入数据点集 $X=(x_1, x_2, \dots, x_n)$;

2) 计算其第一主成分线, 设初始线段 s_1 为 3σ 作为初始线段的长度, s_1 的 Veronoi 区域为 $V_1 = \{x_1, \dots, x_n\}, k=1$ 。 σ^2 是第一主成分线的方差。

第二步 插入一条新线段

1) 判断 k 是否小于 k_{max} , 如果 k 不小于 k_{max} , 则程序结束, 否则计算点 x_q , 该点满足:

$$x_q = \inf\{x_i : \sum_{i=1}^n g(x_i, x_i) = \max(\sum_{i=1}^n g(x_i, x_j))\}$$

其中

$$g(x_i, x_j) = \begin{cases} dist(x_i) - d(x_i, x_j), & dist(x_i) - d(x_i, x_j) > 0 \\ 0, & dist(x_i) - d(x_i, x_j) \leq 0 \end{cases}$$

$$1 \leq i, j \leq n$$

在 $g(x_i, x_j)$ 中, $dist(x_i) = \min_{j=1, 2, \dots, k} d(x_i, s_j), d(x_i, x_j) = \|x_i - x_j\|^2$, 则求出点 x_q 的 Voronoi 区域为:

$$V_q = \{x \in X | \|x - x_q\| \leq \min d(x, s_j), j=1, 2, \dots, k\}$$

2) 求 V_q 的第一主成分线, 并从该线中间取 3σ 长作为新插入线段, σ^2 是第一主成分线的方差。

3) $k=k+1$, 令新插入线段为 s_k 。 s_k 的 Voronoi 区域为 $V_k = \Phi$ 。

第三步 调整

调整新线段与其他线段。具体算法如下:

1) 设每条线段旧的 Voronoi 区域为 (V_1, V_2, \dots, V_k) 。

2) 求出每条线段新的 Voronoi 区域。 $\forall s_i (i=1, \dots, k)$, 求 $V_i' = \{x_j \in X | \|x_j - s_i\| = \min_{i=1, 2, \dots, k} \|x_j - s_i\|\}$ 。

3) 比较 $(V_1', V_2', \dots, V_k')$ 与 (V_1, V_2, \dots, V_k) 是否相同, 如果不同, 则求出所有 $V_j' (j=1, 2, \dots, k)$ 的第一主成分线, 并把 $(V_1', V_2', \dots, V_k')$ 赋给 (V_1, V_2, \dots, V_k) , 继续第 2) 步; 如果相同, 则调整步骤结束。

第四步 构造优化

将 k 条线段构造成为一条哈密尔顿路径, 并进行优化。算法如下:

1) 令 $p=k$ (p 为子哈密尔顿路径的条数), 则 p 条子哈密尔顿路径有 $2p$ 个端点和 2^p 条边。

2) 如果 $p < 2$, 停止; 否则, 求 2^p 条边的代价值 $c(e_i)$, 其中 $c(e_i) = l(e_i) + \lambda a(e_i); e_i = (v_l, v_m)$ (v_l 和 v_m 分别是两条不同子哈密尔顿路径的端点); $0 \leq \lambda \in \mathcal{R}$ 是用户定义的参数; $l(e_i)$ 为边 e_i 的长度, $a(e_i)$ 是角度惩罚, $a(e_i) = \alpha + \beta$ (见图 3), 连接使 $c(e_i)$ 最小的边的端点, 并令 $p=p-1$, 返回第 2) 步。

3) 用 2-opt 的 TSP (城市推销员问题) 优化方案来优化所形成的 HP (哈密尔顿路径)。

4) 计算目标函数 $OF = n \log l + \sum_{i=1}^k \sum_{x \in V_i} d(s_i, x)^2 / (2\sigma^2)$, l 为构造后的哈密尔顿路径的长度, 如果 OF 最小, 则程序结束, 否则返回第 2) 步。

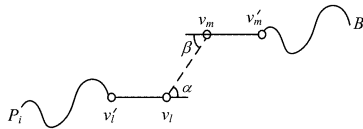


图 3 子哈密顿路径角度惩罚图

软 K 段主曲线算法提取车牌数字的程序流程如图 4 所示。

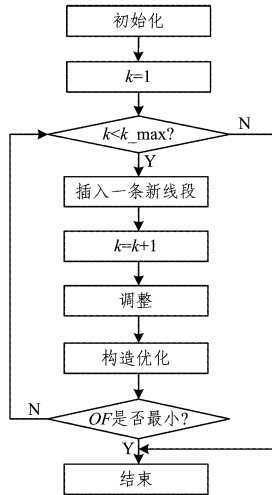


图 4 软 K 段主曲线算法流程图

3 基于软 K 段主曲线算法的车牌字符特征提取

本节将软 K 段主曲线算法应用到车牌字符特征的提取上,基于图 5 所示的实例进行实验。首先对车牌字符进行灰度化和二值化处理,然后进行车牌字符分割,如图 6 所示(不包括汉字)。利用 2.2 节中的软 K 段主曲线算法得到的主曲线结果如图 7 所示。



图 5 车牌图片

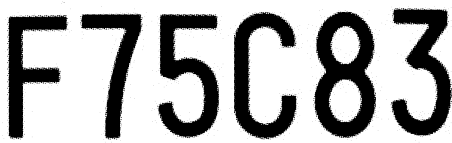


图 6 车牌字符分割结果

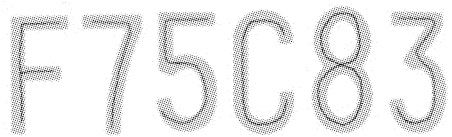


图 7 软 K 段主曲线算法提取的车牌字符骨架图

从图 7 可以看出,软 K 段主曲线算法能够很好地应用在弯曲度很大或相交车牌字符上。车牌字符“F”,“5”,“C”,“8”,“3”是弯曲度大和自相交的字符,软 K 段主曲线算法能较好地识别出这些车牌字符的特征。由实验可知,每一个车牌字符是由几条曲线组成的;一条曲线是由一系列点(v_{i_1}, \dots, v_{i_l})组成的,并且每对相邻的点($v_{i_j}, v_{i_{j+1}}$)($j=1, \dots, l-1$)有

一条边相连,如第一个字母由 3 条曲线组成。

为了更有利于选取有效鉴别特征,在用软 K 段主曲线算法提取出车牌字符的主曲线特征后,再进行有效模式特征的选取。通过详细分析车牌字符主曲线的特征后发现:笔画数和回路数是区分车牌字符的重要特征,且易于检测,车牌字符中有“ $A-Z$ ”24 个大写字母(不包含 I 和 O)和“ $0-9$ ”10 个数字。这里把车牌字符中光滑曲线段的个数称为笔画数(一个回路表示一画)。首先把笔画数作为整体特征来进行分类,分类结果见表 1;然后对于笔画数相同的每一类,用回路数这一整体结构特征来对车牌字符进行进一步粗分类,例如笔画数为 2 时,可分 3 类,回路数分别为 0,1,2,结果为: $\{G, J, T, X, 5\}, \{D, P, Q, R, 4\}, \{B\}$;最后将回路数、水平线数、竖直线数、是否为直线、水平线端点相对于交点的位置、凹/凸点相对于交点的位置、主要曲线相对于回路的位置、凸点相对于凹点的位置、竖直线端点相对于交点的位置、回路中心相对于交点的位置、最大分叉数、最大分叉数与笔画数的关系、是否存在点、竖直线数、右凸点数、上凸点数、左凹点数、下凹点数、笔画端点相对于回路的位置作为其细节特征对车牌字符进行进一步区分。分析发现,通过回路中心相对于交点的位置和最大分叉数就可以把 $\{G, J, T, X, 5\}$ 区分开;利用回路中心相对于交点的位置和笔画端点相对于回路的位置就可以把 $\{D, P, Q, R, 4\}$ 区分开;笔画数为 1 的 W,不管如何书写,预处理后其下凹点数必为 2;通过凸点和凹点的相对位置,可将 S 和 2 区分开;不管如何书写 3,其右凸点数必为 2 等。利用以上规则,即可以把各个车牌字符区分开。

表 1 根据笔画数的分类结果

笔画数	包含字符
1	C, L, S, U, V, W, Z, 0, 1, 2, 3, 6, 7, 8, 9
2	B, D, G, J, P, Q, R, T, X, 4, 5
3	A, F, H, K, N, Y
4	E, M

结束语 本文提出了用软 K 段主曲线算法来找到数据集的主曲线的方法,该方法对弯曲度很大或自相交的曲线有着较好的效果,被应用在车牌字符特征的提取上。从实验结果来看,该算法对大部分的弯曲度很大或自相交车牌的字符都取得了较好的效果,但还有一些不尽如人意的地方,比如可以设计评判函数,以有效帮助骨架收敛并避免骨架出现偏离;时间复杂度为 $O(n^2)$ (n 为数据点个数),计算效率不高。以上不足需要我们在下一步工作中进行改进。通过对所做实验进行分析,我们认为将软 K 段主曲线算法应用在车牌字符特征的提取上是可行的。今后的研究中将继续完善算法,以使其能够取得更好的效果,同时还计划将此算法与其他算法进行比较,以分析它相对其他算法在效率和性能上的优劣。

参 考 文 献

[1] HASTIE T. Principal curves and surfaces[J]. *Principal Curves & Surfaces*, 1984.

[2] BANFIELD J D, RAFTERY A E. Ice floe identification in satellite images using mathematical morphology and clustering about principal curves[J]. *Journal of the American Statistical Association*, 1992, 87(417): 7-16.

- [3] KEGL B, KRZYSAK A, et al. A polygonal Line algorithm for constructing principal curves[C]//Proceedings of Neural Information Processing System. Denver Colorado, USA: Computer Press, 1999; 501-507.
- [4] VERBEEK J J, VLASSIS N, KROSE B. A k-segments algorithm for finding principal curves[J]. Pattern Recognition Letters, 2002, 23(8): 1009-1017.
- [5] VERBEEK J J, VLASSIS N, KROSE B. A soft k-segments algorithm for principal curves[M]//Artificial Neural Networks—ICANN 2001. Springer Berlin Heidelberg, 2001; 450-456.
- [6] DELICADO P. Another look at principal curves and surfaces [J]. Journal of Multivariate Analysis, 2001, 77(1): 84-116.
- [7] ZHANG J P, WANG Y. An Overview of Principal Curves[J]. Chinese Journal of Computers, 2003, 26(2): 129-146. (in Chinese)
张军平, 王珏. 主曲线研究综述[J]. 计算机学报, 2003, 26(2): 129-146.
- [8] BAS E, ERDOGMUS D. Principal curves as skeletons of tubular objects; locally characterizing the structures of axons[J]. Neuroinformatics, 2011, 9(2/3): 181-191.
- [9] WANG H N, LEE T C M. Extraction of curvilinear features from noisy point patterns using principal curves[J]. Pattern Recognition Letter, 2008, 29(16): 2078-2084.
- [10] REINHARD K, NIRANJAN M. Parametric subspace modeling of speech transitions[J]. Speech Communication, 1999, 27(1): 19-42.
- [11] ZHANG J P, WANG X D, KRUGER U, et al. Principal curve algorithms for partitioning high-dimensional data spaces [J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2011, 22(3): 367-380.
- [12] ZHANG H Y, MIAO D Q, XIA F C, et al. Automatic Recognition System of Bills Based on Principal Curves[J]. Journal of Information and Computational Science, 2004, 1(2): 199-204.
- [13] ZHANG J P, CHEN D W, KRUGER U. Adaptive constraint k-segment principal curves for intelligent transportation systems [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2008, 9(4): 666-677.

(上接第 27 页)

方法中进行处理, 都是值得深入研究的课题, 也是本文下一步的工作重点。

参 考 文 献

- [1] BLASCHKE T. Object based image analysis for remote sensing [J]. Isprs Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2010, 65: 2-16.
- [2] GONG P. Some essential questions in remote sensing science and technology[J]. Journal of Remote Sensing, 2009, 13(1): 13-22. (in Chinese)
宫鹏. 遥感科学与技术中的一些前沿问题[J]. 遥感学报, 2009, 13(1): 13-22.
- [3] LI D Y, DU Y. Artificial Intelligence with Uncertainty[M]. Beijing: National Defense Industry Press, 2014. (in Chinese)
李德毅, 杜鹁. 不确定性人工智能[M]. 北京: 国防工业出版社, 2014.
- [4] MA H Y, WANG G Y, ZHANG Q H, et al. Multi-granularity Color Image Segmentation Based on Cloud Model[J]. Computer Engineering, 2012, 38(20): 184-187. (in Chinese)
马鸿耀, 王国胤, 张清华, 等. 基于云模型的多粒度彩色图像分割 [J]. 计算机工程, 2012, 38(20): 184-187.
- [5] WANG G Y, XU C L, LI D Y. Generic normal cloud model[J]. Information Sciences, 2014, 280(280): 1-15.
- [6] WANG Z C, LI Y S, XUE L X, et al. Representation of Fuzzy Objects in the Remote Sensing Image[J]. Journal of Image & Graphics, 2007, 12(11): 2081-2085. (in Chinese)
王佐成, 李永树, 薛丽霞, 等. 遥感图像中模糊对象表达[J]. 中国图象图形学报, 2007, 12(11): 2081-2085.
- [7] WU Z C, QIN M Y, ZHANG X. A Cloud-Model-Based Remote Sensing Image Segmentation Concerned with Geometrical Features[J]. Geomatics & Information Science of Wuhan University, 2008, 33(9): 939-942. (in Chinese)
巫兆聪, 覃茂运, 张潇. 一种顾及几何特征的云模型遥感图像分割方法[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2008, 33(9): 939-942.
- [8] WU Z C, YI L, ZHANG G F. Uncertainty analysis of object location in multi-source remote sensing imagery classification[J]. International Journal of Remote Sensing, 2009, 30: 5473-5487.
- [9] LIU Y C. Research on particle computing based on cloud model [D]. Beijing: Tsinghua University, 2013. (in Chinese)
刘玉超. 基于云模型的粒计算方法研究[D]. 北京: 清华大学, 2013.
- [10] QIN K, WANG P. New method of curve fitting based on cloud transform[J]. Computer Engineering and Applications, 2008, 44(23): 56-74
- [11] WANG P B, CAI Z M, LIU W S. EM estimation of PDF parameters for Gaussian mixture processes[J]. Technical Acoustics, 2007, 26(3): 298-502. (in Chinese)
王平波, 蔡志明, 刘旺锁. 混合高斯概率密度模型参数的期望最大化估计[J]. 声学技术, 2007, 26(3): 298-502.
- [12] LIU Y C, LI D Y, HE W, et al. Granular computing based on Gaussian cloud transformation [J]. Fundamenta Informaticae, 2013, 127: 385-398.
- [13] MACQUEEN J B. Some methods for classification and analysis of multivariate observations[C]//Proc. of Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability. 1967: 281-297.
- [14] MENG H, WANG S L, LI D Y. Concept extraction and concept hierarchy construction based on cloud transformation[J]. Journal of Jilin University, 2010, 40(3): 782-787. (in Chinese)
孟晖, 王树良, 李德毅. 基于云变换的概念提取及概念层次构建方法[J]. 吉林大学学报, 2010, 40(3): 782-787.
- [15] MAJI P, PAL S K. Rough set based generalized fuzzy C-means algorithm and quantitative indices [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics, 2007, 37(6): 1529-1540.
- [16] COMANICIU D. Mean shift: A robust approach toward feature space analysis[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(5): 603-619.
- [17] YI L, LIU P, QIAO X, et al. Multi-granularity synthesis segmentation for high spatial resolution Remote sensing images [J]. Iop Conference Series Earth & Environmental Science, 2014, 17(1): 682-691.