

基于小波核 LS-SVM 的车牌字符 识别算法研究

方承志, 周 品, 付世清

(南京邮电大学 电子科学与工程学院, 江苏 南京 201307)

摘 要: 字符识别是整个车牌识别系统至关重要的一步, 决定着系统最终的识别率。文中不同于传统的 SVM 识别方法, 而是采用了 LS-SVM 为基础的新颖方法, 从而简化了 SVM 优化问题的求解。鉴于车牌字符的独特性, 将小波函数作为 LS-SVM 的核函数。结合字符和字符识别的特征, 分析小波核函数的可行性, 最后通过实验结果横向、纵向对比, 得出小波核函数的优势。实验结果表明, 相比于传统的神经网络和模板匹配等字符识别算法, 提高了车牌系统的识别率; 与传统 SVM 识别算法相比, 亦减少了车牌的识别时间。

关键词: 字符识别; LS-SVM; 小波核函数; 多级分类器

中图分类号: TP391.4

文献标识码: A

文章编号: 1673-629X(2015)03-0086-05

doi: 10.3969/j.issn.1673-629X.2015.03.020

Research on Plate Character Recognition Based on Wavelet Kernel LS-SVM

FANG Cheng-zhi, ZHOU Pin, FU Shi-qing

(School of Electronic Science and Engineering, Nanjing University of Posts and
Telecommunications, Nanjing 201307, China)

Abstract: Plate character recognition is a most important step of the whole plate recognition system, which determines the final system recognition rate. The method LS-SVM used in this paper is different from the traditional SVM, which simplifies the SVM optimization. In view of the specialty of plate character, take the wavelet function as the kernel function for LS-SVM. Combined with the feature of character and character recognition, analyze the feasibility of this wavelet kernel function, finally through the experimental results of vertical and horizontal comparison, the advantage of wavelet kernel function is obtained. Compared with other algorithms such as Neural Network and Template Matching, this method has improved the recognition rate while the recognition time is reduced.

Key words: character recognition; LS-SVM; wavelet kernel function; multi-classifier

0 引 言

常用的字符识别算法有模板匹配法和神经网络字符识别法两种,前者对字符变形、弯曲、字符旋转等情况的抗干扰能力差;后者不但依赖于对初始样本的选择,而且容易陷入局部最优和收敛速度慢的情况。

SVM 所解决的问题通常具有较高的复杂性,为了避开这种高维的复杂度,转化为直接利用内积函数在线性可分的情况下求解对应的高维空间方程的解的问题。当核函数已知,可以降低高维空间问题的求解难度。同时 SVM 以小样本统计理论为基础,这符合机

器学习的目的,而且比神经网络具有较好的泛化推广能力^[1]。但是由于 SVM 是借助二次规划^[1]来求解支持向量,而求解二次规划将涉及 m 阶矩阵的计算(m 为样本的个数),当 m 数目很大时该矩阵的存储和计算将耗费大量的机器内存和运算时间。支持向量机理论的一个重要特征就是在一定程度上逼近理论的问题与学习理论的问题相互独立,核函数算法是其中的一个重要构成模块,它在简化支持向量机的运算量中起着重要的作用。选择适当的核函数能够得到更好的结果,核函数的选择如果能够反映所要解决问题的先验

收稿日期: 2014-03-28

修回日期: 2014-07-03

网络出版时间: 2015-01-20

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61106021); 南京邮电大学校自然科学基金(NY211059)

作者简介: 方承志(1976-),男,博士,硕士研究生导师,研究方向为图像处理与模式识别;周 品(1988-),女,硕士研究生,研究方向为智能信息处理。

网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/61.1450.TP.20150120.2155.006.html>

知识,也就是说如果核函数能够反映所要求解的问题以及答案的先验知识,对于问题的求解有重要的优化作用^[2]。统计学理论指出,只要一种运算满足 Mercer 条件,就可以作为用来进行内积运算的核函数,而计算复杂度却基本没有增加^[3]。

文中所采用的算法中用到的是 LS-SVM,与传统的 SVM 相比,在一定程度上简化了 SVM 优化问题的求解,通过求解线性方程组实现最终的决策函数,降低了求解难度,提高了求解速度,更能适应于一般的实际应用。

1 小波核 LS-SVM

1.1 LS-SVM 方法

LS-SVM 是标准 SVM 的一个演进,将经典 SVM 中的不等式约束改为等式约束,使用误差平方和的损失函数作为训练对象的经验损失,这样问题就转变成求解线性矩阵,并且比用标准的 SVM 方法有更快的运算速度。对于车牌字符识别来说,需要识别的字符是比较规范化的,只包括 50 个汉字、24 个字母(除了 I 和 O)和 10 个数字,而且车牌字符的间距是恒定的,所以整个识别系统较简单,每一种分类器固定识别特定种类的字符。在不影响识别准确度的情况下,其识别系统采用 LS-SVM,样本的训练和识别时间都会相对减少。这是因为 LS-SVM 采用最小二乘线性系统作为损失函数^[4],代替传统的支持向量机采用的二次规划方法,简化了计算的复杂度。另外,由于采用最小二乘法,其运算速度明显快于支持向量机。

LS-SVM 的分类算法描述如下:

假设得到的训练数据为: $(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_m, y_m)$, 若由式(1)输出 $y = 1$ 表示正样本。

$$y = f(x) = \mathbf{w}^T \boldsymbol{\varphi}(x) + b \quad (1)$$

其中, $\boldsymbol{\varphi}$ 是映射函数; \mathbf{w} 是加权向量; $b \in R$ 是偏离率。

可以给出如式(2)的优化方程:

$$\min_{w, b, z} J(w, e) = \frac{1}{2} \mathbf{w}^T \mathbf{w} + \frac{1}{2} \gamma \sum_{i=1}^m e_i^2 \quad (2)$$

满足条件为:

$$\begin{cases} y_i [\mathbf{w}^T \boldsymbol{\varphi}(x_i) + b] + e_i = 1 \\ e_i \in R, i = 1, 2, \dots, m \end{cases} \quad (3)$$

其中, γ 是被称为惩罚因子的正实数。

定义拉格朗日函数:

$$L(\mathbf{w}, b, e, a) = J(\mathbf{w}, e) - \sum_{i=1}^m a_i \{ y_i [\mathbf{w}^T \boldsymbol{\varphi}(x_i) + b] + e_i - 1 \} \quad (4)$$

其中, $a_i \in R$ 是拉格朗日乘子。最优化的条件是:

$$\frac{\partial L}{\partial \mathbf{w}} = 0 \rightarrow \mathbf{w} = \sum_{i=1}^m a_i y_i \boldsymbol{\varphi}(x_i)$$

$$\frac{\partial L}{\partial b} = 0 \rightarrow \sum_{i=1}^m a_i y_i \boldsymbol{\varphi}(x_i) = 0$$

$$\frac{\partial L}{\partial e_i} = 0 \rightarrow a_i = \gamma e_i$$

$$\frac{\partial L}{\partial a_i} = 0 \rightarrow y_i [\mathbf{w}^T \boldsymbol{\varphi}(x_i) + b] + e_i - 1, i = 1, 2, \dots, m \quad (5)$$

方程的解由下面的式子给出:

$$\begin{bmatrix} 0 & \mathbf{Y}^T \\ \mathbf{Y} & \boldsymbol{\Omega} + \frac{1}{I_v} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b \\ \mathbf{a} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ \mathbf{I}_v \end{bmatrix} \quad (6)$$

条件为:

$$\begin{cases} \mathbf{Y} = [y_1, y_2, \dots, y_m], \mathbf{I}_v = [1, 1, \dots, 1]^T \\ \mathbf{a} = [a_1, a_2, \dots, a_m] \\ \boldsymbol{\Omega}_{ij} = \boldsymbol{\varphi}(x_i)^T \boldsymbol{\varphi}(x_j) = K(x_i, x_j) \end{cases}$$

其中, $K(x_i, x_j)$ 称为核函数,而且必须满足 Mercer^[5]条件。

LS-SVM 分类函数为:

$$y(x) = \text{sgn} \left[\sum_{k=1}^m a_k b_k K(\mathbf{x}_k, \mathbf{x}) + b \right] \quad (7)$$

其中, \mathbf{x}_k 为支持向量; \mathbf{x} 为待测试样本; a_k, b 通过求解线性矩阵得到。

1.2 小波核函数

文中采用的核函数为小波核函数。小波变换属于时域分析方法,具有多维分析的优势^[6],这与向量机的特点是一致的。小波核函数可以逼近任意复杂的非线性函数,对于参数估计能够达到比较好的改进效果,从而达到比较高的推广性能和泛化性能。文献[7]专门对 Littlewood-Paley 小波核函数进行研究,利用了该核函数的平移正交性可以逼近二次可积空间的任意曲线这一特性,并对核函数的 Mercer 条件和任意逼近特性进行证明,最后实验结果表明其学习的精度高于一般的 LS-SVM。文献[8]在国内货物运输上提出了基于小波核的向量机预测模型,并对基于不同核函数的 LS-SVM 预测模型进行了性能比较,最后得出小波核的性能优于其他核函数。文献[9]提出一种基于小波变换和分析的小波网络,指出这种网络是一种结构风险和置信范围最小的核函数技术,能有效应用在 SVM、再生核函数和 LS-SVM 模型之中。首先,文中证明小波函数作为核函数的可能性和所需要满足的条件;其次,实验再对基于其他核函数的向量机识别模型进行对比;最后,得出小波函数作为核函数的优越性。

文中所用的小波函数是一个振荡函数,振幅从 0 开始递增到最大值再递减到 0,表示为式(8)。

$$\int_{-\infty}^{+\infty} h(x) dt = 0 \quad (8)$$

拉伸和移动 $h(x)$, 可以获得下面一组方程:

$$h_{(a,b)}(x) = |a|^{-1/2} \left(\frac{x-b}{a} \right), b \in R, a \in R, a \neq 0 \quad (9)$$

其中, $h_{(a,b)}(x)$ 是连续波; a 是比例因子; b 是时间因子。

对于能量有限的信号,连续小波变换的定义如下:

$$W_f(a,b) = |a|^{-1/2} \int_R f(x) \bar{h}\left(\frac{x-b}{a}\right) dx \quad (10)$$

可以证明草帽函数 $h(x) = (1 - x^2) \exp(-\frac{x^2}{2})$ 满足 Mercer 条件,而且可以用来作为核函数。

小波核 LS-SVM 函数可以描述如下:

$$y(x) = \text{sgn} \left[\sum_{k=1}^M a_k y_k \prod_{i=1}^d \left(1 - \frac{\|x_j^i - x_k^i\|^2}{(p_k^i)^2} \right) \exp\left(-\frac{\|x_j^k - x_k^i\|^2}{2(p_k^i)^2}\right) + b \right] \quad (11)$$

可以看出小波核函数是一种 RBF 径向基函数,符合公式(8)的形式。

其中, x_m^n 的 n 代表分类器个数, m 表示输入的训练数据个数; d 代表输入向量的维数。

2 基于小波 LS-SVM 的字符识别

2.1 字符特征的提取

文中采取轮廓层次特征提取的方法,其优势在于轮廓特征是字符的局部特征,对于图像的噪声干扰具有一定的容错性^[9],正好弥补了小波核函数对于噪声敏感这一缺点。对已经分割好的字符进行二值化处理,并且归一化处理为 24×32 ^[10] 的大小,然后从上下左右 4 个方向提取轮廓层次特征。Width 和 Height 分别表示字符的宽和高。定义字符的第一层轮廓层次特征为 $L_1(j)$, $j=0,1,\dots,\text{Height}-1$, $L_1(j)$ 的值为对字符图像的 j 行从左到右扫描时第一次遇到 $f(i,j)=1$ 时的水平坐标值。

$$L_1(j) = \min \{ \min \{ i \mid f(i,j) = 1 \}, \text{Width} - 1 \}, j = 0, 1, \dots, \text{Height} - 1 \quad (12)$$

字符的左侧第 n 层轮廓层次特征 $L_n(j)$, 定义为对字符图像的 j 行从左到右扫描时, $f(i,j)$ 第 n 次从 0 跳变到 1 时的水平坐标值。递归公式为

$$L_{n0}(j) = \min \{ \min \{ i \mid i > L_{n-1}(j) \wedge f(i,j) = 0 \}, \text{Width} - 1 \}, j = 0, 1, \dots, \text{Height} - 1 \quad (13)$$

$$L_n(j) = \min \{ \min \{ i \mid i > L_{n-1}(j) \wedge f(i,j) = 0 \}, \text{Width} - 1 \}, j = 0, 1, \dots, \text{Height} - 1 \quad (14)$$

同理可得右侧,上方和下方的轮廓层次特征。

将四个方向的特征合起来即可得字符的轮廓层次特征:

$$C(k) = \{ L_n(j), R_n(j), U_n(j), D_n(j) \}, i = 0, 1, \dots, \text{Width} - 1; j = 0, 1, \dots, \text{Height} - 1 \quad (15)$$

轮廓的层次特征对于字符的粗细和左右形变不是很敏感,并且能够很好地再现字符轮廓形状和内部结构。有分析与实验统计结果^[11]选定 $n=2$ 。根据 LS-SVMlab 的建议,将特征归一化到 $[0,1]$ 区间:

$$L_n = \frac{L_n(j)}{\text{Width} - 1}, R_n = \frac{R_n(j)}{\text{Width} - 1}, U_n = \frac{U_n(i)}{\text{Height} - 1}, D_n = \frac{D_n(i)}{\text{Height} - 1} \quad (16)$$

2.2 多级分类器

文中采用的是基于 BT(二叉树)间接多级分类器。二叉树是一种快速分类方法。首先,所有的类被分为两个部分,根据一定的规则,每一个部分又会被分为两个部分,直到不能再分为止。车牌字符识别系统中,根据其先验知识来设定一些分类规则。

文中一共设计了四种分类器:汉字多级分类器,用于识别 34 个省的简称;字母-数字二级分类器区分是数字还是字母,对车牌的第二到第七个字符进行第一次分类;字母多级分类器,用于识别 24 个英文字母;数字多级分类器,可以识别 0 到 9 共十个数字。汉字分类器、字母分类器、数字分类器的分类原则:首先,将特征最明显的字符区分开来,每次分类识别以一个字符为单位。例如数字分类器,考虑字符间的字符特征差异,则字符 1 应该是特征最明显的,然后可以是 7,依次类推。这个方法比将某一个数字分别通过 0 到 9 这十个特定的判定器中准确率更高。汉字分类器和字母分类器的设计思路跟数字分类器一样,这是一种最大类间差的分类模型,如图 1(a) 所示。对于字母-数字分类器,则是首先将数字和字母区分开来,然后再用数字分类器和字母分类器分别归类,其分类模型如图 1(b) 所示。

2.3 样本的训练及字符识别

文中所选择的核函数是小波核函数,属于 RBF 核函数,其需要确定的参数有两个: C 和 P 。 C 是间隔最大且错误率最小的折中,即确定特征空间中调节学习机的置信范围和经验风险比例; P 是小波核函数的主要参数,影响样本数据在高维特征空间分布的复杂程度。因此确定 C, P 是决定分类器好坏的关键。一般核函数参数的确定方法有网格法、双现行法和梯度下降搜索法等。但是文中的重点不是对这个方面进行探究,一般选取了经验指导中比较经典的一个参数为: $C = 100, P = 0.005$ ^[12]。很多方法中采用这组参数识别率都是 98% 以上,所以文中也选用这组参数作为文中小波核函数的一组参数。

对于样本的训练,文中以汉字分类器为例。首先

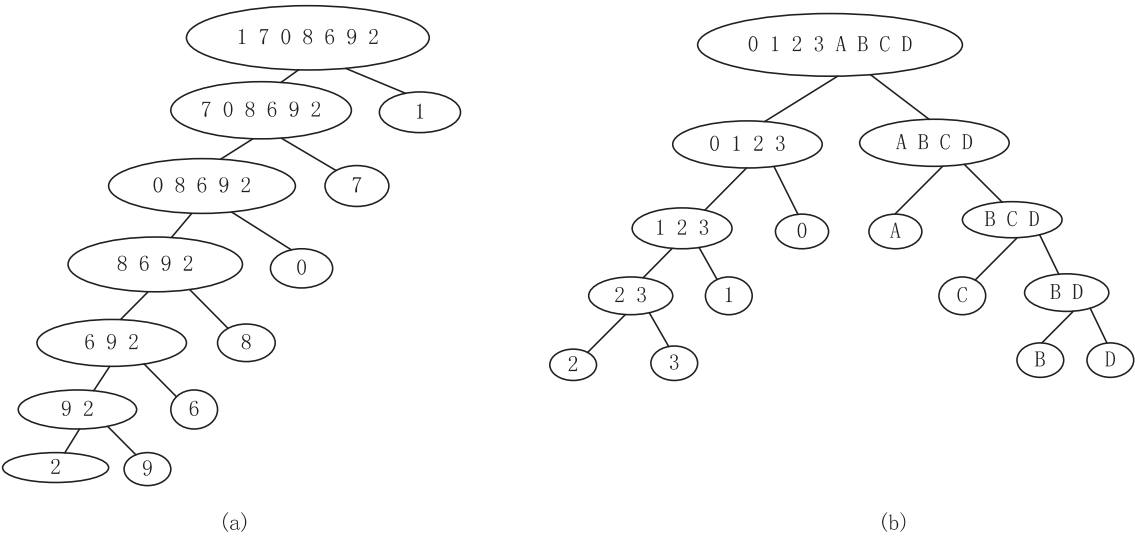


图1 二叉树模型的多级分类器

对于23个省、4个直辖市和5个自治区的简称共计32个汉字进行样本采集,每个汉字的样本可以采集包括车牌标准字库的样张80张,然后分别对每个汉字的样本进行字符层次轮廓提取,接着将该汉字所有的样张的字符特征向量带入到优化函数 $y=f(x)=w^T\varphi(x)+b$ 中,通过拉格朗日乘子的最优化条件结合约束条件 $y_i[w^T\varphi(x_i)+b]+e_i=1$ 计算出最优解和非零值所对应的支持向量,支持向量由LS-SVMlab提供的工具和类库训练得到。解线性矩阵,可以得到LS-SVM判别函数中的 a_k 和 b 。最后得到判别函数 $f(x)$ 。对于汉

字分类器,文中的思路是:首先将32个汉字中差异最大的汉字识别分离出来,即第一步是通过该汉字的识别器,接下来在剩下的字符中再识别出与其他字符差异最大的字符,依次类推,直到成功识别该字符。对于数字-字母分类器的训练,文中认为数字比简单比较好识别,所以该分类器就设计为判断是否为数字分类器,如果输出为1则是数字,如果输出为-1则认为是字母。其他分类器同汉字分类器。

整个识别的过程如图2所示。

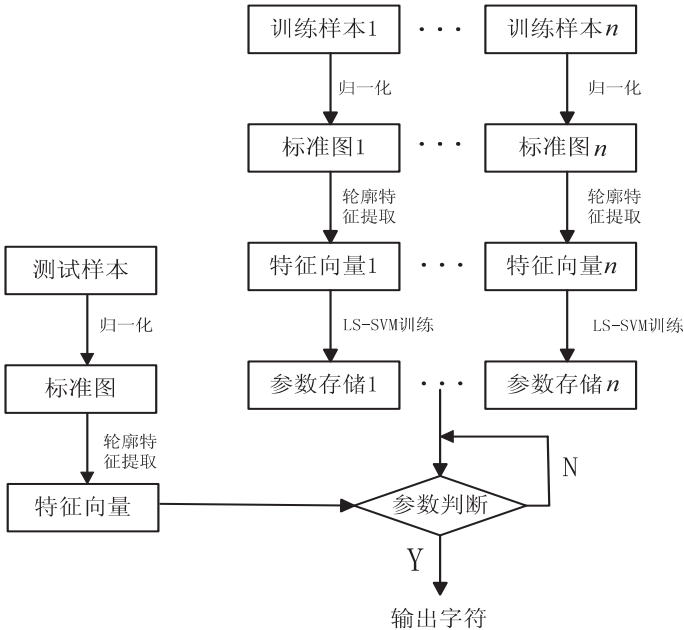


图2 字符识别流程图

3 结束语

文中做了横向和纵向的综合对比:首先将基于小波核的LS-SVM方法与其他算法相比,其他算法的性能参数借鉴于文献[1,13];然后在LS-SVM内部就不

同的核函数进行了纵向的对比。具体见表1~4。

其中数字-字母分类器比较简单,不同核的识别准确率都能达到接近100%,所以就没有单独列出表单。文中算法的实现工具是VC++6.0和Matalab6.5^[14]。

表 1 不同算法比较

算法	测试样本	训练样本	识别率/%	训练时间/s	测试时间/s
BP 神经网络	—	—	94.8	0.78	0.34
SVM	—	—	96.4	0.86	0.29
小波 LS-SVM	528	1 360	97.1	0.82	0.26

表 2 不同核汉字分类器测试结果比较

算法	测试样本	训练样本	识别率/%	训练时间/s	测试时间/s
线性核	256	640	93.5	0.76	0.32
传统 RBF 核	256	640	97.3	0.92	0.43
小波核	256	640	96.8	0.85	0.26

表 3 不同核字母分类器测试结果比较

算法	测试样本	训练样本	识别率/%	训练时间/s	测试时间/s
线性核	208	520	94.7	0.68	0.28
传统 RBF 核	208	520	98.3	0.82	0.36
小波核	208	520	97.8	0.75	0.24

表 4 不同核数字分类器测试结果比较

算法	测试样本	训练样本	识别率/%	训练时间/s	测试时间/s
线性核	80	200	95.3	0.64	0.26
传统 RBF 核	80	200	98.6	0.78	0.42
小波核	80	200	98.2	0.72	0.28

参考文献:

[1] 何 婕. SVM 及其在车牌字符识别中的运用[D]. 成都: 四川大学, 2005.

[2] Schölkopf B, Smola A J. Learning with kernels; support vector machines, regularization, optimization, and beyond[M]. [s. l.]: MIT Press, 2002.

[3] 周 有, 侯铁双. 基于小波核函数-支持向量算法的信号检测[J]. 计算机仿真, 2013, 30(1): 263-267.

[4] Ge Guangying, Bao Xinzong, Ge Jing. Study on automatic detection and recognition algorithms for vehicles and license plates using LS-SVM[J]. World Congress on Intelligent Control and Automation, 2008, 25(8): 3760-3765.

[5] Jenssen R. Entropy-relevant dimensions in the kernel feature space; cluster-capturing dimensionality reduction[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2013, 30(4): 30-39.

[6] Zhang L, Zhou W D, Jiao L C. Wavelet support vector machine[J]. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, Part B: Cybernetics, 2004, 34(1): 34-39.

[7] 武方方, 赵银亮. 最小二乘 Littlewood-Paley 小波支持向量机[J]. 信息与控制, 2005, 34(5): 604-609.

[8] Liu Binsheng, Li Yijun, Xing Zhanwen, et al. Research on freight traffic forecast based on wavelet and support vector machine[C]//Proceedings of the international conference on machine learning and cybernetics. Dalian: IEEE, 2006: 2524-2530.

[9] 薛 磊, 杨晓敏, 吴 炜, 等. 一种基于 KNN 与改进 SVM 的车牌字符识别算法[J]. 四川大学学报: 自然科学版, 2006, 43(5): 1031-1036.

[10] Petkov N, Kruizinga P. Computational models of visual neurons specialised in the detection of periodic and a periodic oriented visual stimuli: bar and grating cells[J]. Biological Cybernetics, 1997, 76(2): 83-96.

[11] Liu Yongchun, Yang Jing. Research of license plate character features extraction and recognition[C]//Proc of 2nd international conference on computer science and network technology. Changchun: IEEE, 2012: 2154-2157.

[12] 张小云, 刘允才. 高斯核支撑向量机的性能分析[J]. 计算机工程, 2003, 29(8): 22-25.

[13] 王 璐. 基于 MATLAB 的车牌识别系统研究[D]. 上海: 上海交通大学, 2009.

[14] 余成波. 数字图像处理及 MATLAB 实现[M]. 重庆: 重庆大学出版社, 2003.

基于小波核LS-SVM的车牌字符识别算法研究

作者：[方承志](#)，[周品](#)，[付世清](#)，[FANG Cheng-zhi](#)，[ZHOU Pin](#)，[FU Shi-qing](#)

作者单位：[南京邮电大学 电子科学与工程学院, 江苏 南京, 201307](#)

刊名：[计算机技术与发展](#)

英文刊名：[Computer Technology and Development](#)

年，卷(期)：2015(3)

引用本文格式：[方承志](#). [周品](#). [付世清](#). [FANG Cheng-zhi](#). [ZHOU Pin](#). [FU Shi-qing](#) [基于小波核LS-SVM的车牌字符识别算法研究](#)[期刊论文]-[计算机技术与发展](#) 2015(3)