

SVM 在车牌字符识别中的应用

黄凡, 李志敏, 张晶, 万睿, 张凤阳

(重庆大学光电技术及系统教育部重点实验室, 重庆 400044)

[摘要] 介绍了将 SVM 算法应用于车牌识别中的字符识别, 较好地解决了识别率和识别速度难以同时提高的难点。结果表明, 在训练样本较少且无字符特征提取的情况下, 该系统具有较高的识别率和识别速度, 并具有很好的分类推广能力。

关键词 支持向量机 字符识别 最优分类面 核函数 BP 神经网络

0 引言

支持向量机 (Support Vector Machines, SVM) 是由 Vapnik 等人于 1995 年提出的一种新型机器学习方法, 该方法采用核函数解决了高维样本识别问题, 不需要进行模型网络结构设计, 甚至可以不需进行特征提取, 只需要有限的样本参与训练, 节省了识别时间, 在解决有限样本、非线性及高维模式识别问题中表现出了许多特有的优越性能, 且具有适应性强和效率高的特点, 已经在模式识别、回归分析和特征选择等诸多领域得到了广泛的应用。

1 基于 SVM 的车牌字符识别

1.1 SVM 算法原理

SVM 的基本原理^[1]是针对模式识别中线性可分的两

基金项目: 光电技术及系统教育部重点实验室资助项目 (No. 2006-28-6)

收稿日期: 2007-07-08

作者简介: 黄凡 (1982-), 女, 在读硕士, 主要从事数字图像处理、模式识别的研究;

李志敏 (1955-), 男, 重庆大学光电工程学院副教授, 从事计算机图像处理、机器视觉、光电智能仪器等的研究。

(7) 装置接地报警、欠压报警、过压报警有 2 组独立的常开接点, 可适应不同的现场需要;

(8) 可分别记忆 16 次接地故障, 绝缘下降故障, 过欠压报警记录, 装置失电后信息不丢失;

(9) 装置的工作电源交、直流两用;

(10) 完善的自检、自调试功能。

3 该直流系统的优越性和运行中出现的问题

(1) 运行方式灵活、供电可靠。

①地上、地下互为备用;

②采用单母分段运行方式, 两段母线互为备用;

③采用充电母线和负荷母线独立的浮充运行方式, 保证了在倒闸操作时不间断供电;

类分类问题提出来的。对于线性不可分问题, SVM 通过引入松弛变量 ξ_i 和惩罚参数 C 进行推广。对非线性问题, 可以把非线性变换转化为某个高维空间中的线性问题, 在变换空间求最优分类面 (超平面)。由于在特征空间 H 中构造最优超平面时, 训练算法只涉及训练样本之间的内积运算 $(x_i \cdot x_j)$ 。因此, 如果能够找到一个函数 K 使得 $K(x_i, x_j) = \Phi(x_i) \cdot \Phi(x_j)$, 这样, 在高维空间实际上只需进行内积运算, 而这种内积运算可以用原空间中的函数实现的。根据泛函数的有关理论, 只要一种核函数 $K(x_i, x_j)$ 满足 Mercer 条件, 它就对应某一变换空间中的内积, 我们甚至没有必要知道变换 Φ 的形式。因此, 在最优分类面中采用适当的内积函数 $K(x_i, x_j)$ 就可以实现某一非线性变换后的线性分类, 而计算复杂度却没有增加, 该超平面可以将训练集中的数据分开, 且与类域边界的沿垂直于该超平面方向的距离最大。其中, 函数 K 称为点积的卷积核函数。

常用的核函数有以下几种:

(1) 线性核函数: $K(x, y) = (x \cdot y)$;

(2) 多项式核函数: $K(x, y) = [(x \cdot y) + 1]^d$;

(3) 径向基核函数 (RBF) $\left\{ \begin{array}{l} \end{array} \right.$

$$K(x, y) = \exp - \frac{|x - y|^2}{\delta^2};$$

(4) Sigmoid 核函数: $K(x, y) = \tanh [k(x \cdot y) + c]$ 。

④电池巡检仪自动监控功能, 可以随时打印每只电池的各种参数, 便于运行人员进行分析和判断。

(2) 经过几年的运行观测, 发现该系统的逆变器是易损配件, 经常造成误报警, 也增加了运行费用。

4 结束语

综上所述, 直流系统在引黄入晋工程中的应用是非常广泛和重要的。经过近几年的实际运行可以看出, 这一套直流系统还是稳定、可靠的, 但是不能忽视一点: 在直流系统发挥其作用的同时, 运行人员必须了解和掌握它的工作原理及维护要求, 而且日常巡视和维护必须到位, 只有将系统中各个组成部分的性能维护到最佳状态, 才能保证直流系统这个二次电源的可靠供给。

1.2 基于 SVM 的车牌汉字识别

我国车牌的标准格式为： $X_1X_2 \cdot X_3X_4X_5X_6X_7$ 。针对车牌字符的排列特征，为了提高车牌整体的识别率，可以设计 4 类子分类器来分别有针对性地进行识别，即汉字分类器、数字分类器、英文字母分类器和数字+字母分类器。对每个子分类器，首先建立各自字符的样本库，然后对所有的样本用 SVM 方法训练，得到各类字符对应的判别函数。待识别的车牌图像经过预处理和字符分割后，根据每个字符在车牌中的位置，将单个的经归一化后的字符送到相应的分类器组，通过各判别函数进行运算，即可得到分类结果。最后，对各个子分类器的识别结果组合，即可得到整个车牌的识别结果。

1.2.1 车牌字符预处理

在字符识别前(如图 1 所示)，首先采用预处理算法^[2]进行牌照字符的快速二值化，并采用边缘保持滤波算法^[3]进行滤波处理，然后对处理后的车牌图像(如图 2)利用直方图投影分割出单个字符(如图 3)，最后对分割出来的单个字符进行位置归一化和大小归一化处理。



图 1 原车牌图像

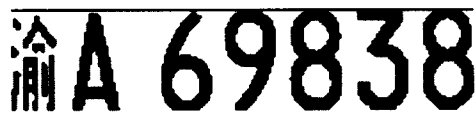


图 2 二值化后的图像



图 3 分割后的字符图像

1.2.2 用于字符识别的 SVM 算法实现

(1) 分类算法的实现。

基本的支持向量机算法仅能解决两类分类问题，而车牌字符识别属于多类分类问题。为实现利用 SVM 进行多类分类，通常有下述几种方案：一对多组合模式^{[4][5]}、一对一组合模式^[6]、SVM 决策树^[7]和通过构造多个分类器的组合来解决。

其中，一对多方法简单且容易实现。所以，本文采用了一对多的策略来构造多分类器来识别车牌字符。在测试时，对测试数据分别计算各个子分类器的判别函数值，并选取判别函数值最大所对应的类别为测试数据的类别。一对多分类器结构如图 4 所示。

一对多方法的基本思路就是把某一类别的样本当作一个类别，而其他类别的样本当作另一个类别，这样就转化成了一个两类问题。假设多类别分类问题有 m 个问题类别 $S=\{1, 2, \dots, m\}$ ，训练样本为 $\{(x_i, y_i), i=1, 2, \dots, n\}$ ，

其中 $y_i \in S$ 。一对多方法就是构造 m 个 SVM 子分类器，在构造第 j 个分类器时，将属于第 j 类别的样本数据标记为正类，不属于 j 类别的记为负类，然后进行训练。

对于车牌中的数字需要构造 10 个 SVM；对于字母就要构造 26 个 SVM；而对需要数字和字母混合识别的字符就要构造 34 个(去掉字母 I 和字母 O)SVM；汉字则需 34 个 SVM。但对于一种字符的某个(一类)字符，如数字中的“2”，对于它的分类仍然是一个两类 SVM。

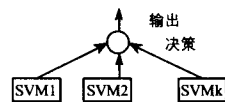


图 4 一对多分类器结构图

(2) 核函数的选择。

核函数的选择有很大的灵活性，由于本文中无车牌字符特征提取，所以要选择适当的核函数来提高系统的识别率和识别速度。实验表明，除线性核函数外，选用其他核函数对结果的识别率影响不大。

为了提高系统的识别速度，降低系统的运算量，本文选择了径向基核函数分别训练生成 4 类分类器，从中选择最优参数模型组成 4 类最佳分类器，用来进行车牌字符的整体识别。

2 实验结果与分析

2.1 训练样本的选取

本文的实验样本取自实拍的 50 幅车牌图像，因字符样本少，我们对字符样本加上不同的噪声来扩充样本集，最终得到 100 幅车牌图像，从其中的 60 幅中取出单个字符用于 SVM 训练，余下 40 幅用于测试。所有的字符图像均经过预处理，并归一化为 13×24 的字符点阵。根据每个字符在车牌中的位置，编上序号 1~7。为提高识别速度，降低识别系统的复杂度，不直接对输入字符进行特征提取，而将 13×24 的字符点阵转换成维数为 312 维的行向量，直接作为每个分类器的输入。

2.2 SVM 参数的选择

通过实验观察到，核函数参数变化时，识别时间会有不同。综合考虑识别速度、识别率和识别系统的稳定性等，选择 RBF(径向基核函数)作为核函数，为了求解最佳 $[C, \delta^2]$ (C 为惩罚参数)，采用双线性法来求解最佳参数。在实验中，取 $\delta^2=0.1$ ， $C=100$ 时，识别时间和识别率均能达到满意的效果，平均识别时间为 0.458s，平均识别率达 96%。

2.3 实验对比

为了对比识别效果，利用 BP 神经网络识别系统与之相比对。整个神经网络的识别由汉字网络、字母网络、字母数字网络和数字网络 4 大部分并行组成。为了便于比较，实验中的 BP 网络同样不进行字符特征提取，

35kV 电缆接地故障处理及分析

杨照荣，乐小建

(长江三峡水电工程公司三峡供电局, 湖北 宜昌 443133)

[摘要] 针对2007年4月三峡施工电网一回35kV电缆线路出现的3次单相接地击穿故障进行检查分析,找出存在的问题,并提出相应的处理措施。

关键词 三峡施工电网 35kV 电缆 击穿故障 原因分析

0 引言

2007年4月14日、4月19日、4月24日,三峡施工电网内35kV陈坛II电缆线路相继3次出现单相击穿故障,影响三峡施工电网安全运行。三峡施工电网主要为三峡工程建设、三峡大坝枢纽正常运行和三峡电厂的电力生产服务。因此,必须对电缆故障原因进行全面仔细分析。

1 事故前运行方式

(1)相关的网络简图如图 1 所示。

(2)事故时, 电源电站 2 台机组送电路径为:

①X1F 机→电 X1X1DL→电 35kV I 母→电 X1Z305→

收稿日期:2007-06-28

将 312 维的行向量直接作为网络输入, 网络采用 3 层结构: 第 1 层即输入层有 312 个神经元; 第 2 层即隐含层, 神经元个数: 汉字子网络为 18 个, 字母子网络为 15 个, 数字字母子网络为 16 个, 数字子网络为 14 个; 输出层神经元个数根据车牌字符的特征, 汉字子网络为 34 个, 字母子网络为 26 个, 数字字母子网络为 34 个(去掉字母 I 和 O), 数字子网络为 10 个。实验结果如表 1 所示。

实验结果表明, 在无字符特征提取的情况下, BP 神经网络识别系统和 SVM 识别系统对训练样本的识别率均较高, 而且相差不大。但对于测试样本, SVM 表现出明显的优势。

表 1 SVM 与 BP 神经网络实验结果对比

识别算法	训练样本 平均识别率 / %	测试样本 平均识别率 / %	平均识别 时间 / s
SVM	99.05	95.36	0.458
BP 神经网络	98.81	91.79	0.501

3 结束语

本文将 SVM 算法应用于车牌的字符识别, 在没有字符特征提取的情况下, 达到了较高的识别率和识别速度。通过与 BP 神经网络字符识别系统相比较, 在训练样本较少的情况下, 基于 SVM 算法的识别系统明显优于 BP 神经网络, 且算法简单, 无需先验知识, 容易控制和稳定性好等优点。对于 SVM 参数的选择, 如惩罚

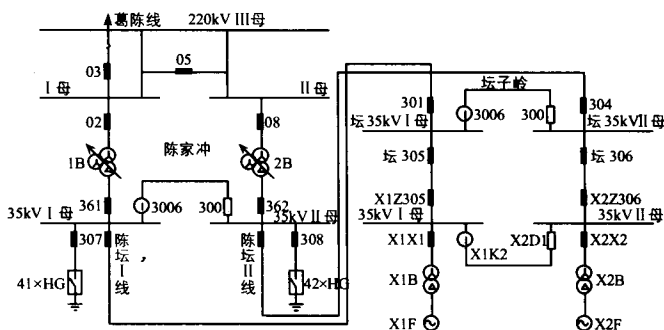


图 1 网络简图

坛 305DL→坛 35kV I 母→坛 301DL→陈 307DL→陈变
35kV I 母→陈 1B→陈 02DL→陈 220kV I 母→陈
03DL→220kV 系统。

②X2F 机→电 X2X2DL→电 35kV II 母→电X2Z306→

因子 C 、RBF 核函数的 δ^2 等, 目前是通过实验来确定所选参数。如何更好的来选择参数, 是继续研究的方向。此外, 文中采用的 SVM 算法是在无字符特征提取的情况下对字符进行识别, 其目的是为了提提高识别速度, 降低识别系统的复杂度。如果进行字符特征提取, 将提高系统识别率, 但识别速度会受到影响, 如何改进 SVM 算法, 使识别率和识别速度均达到较好的水平, 这将是下一步研究工作的重点。

参考文献

- [1] Burges C J C. A Tutorial on Support Vector Machines for Pattern Recognition. Knowledge Discovery and Data Mining, 1998, 2 (2)
- [2] 叶青, 赵红怡, 赵宇红, 等. 一种高效的汽车牌照自动识别系统预处理算法[J]. 北方工业大学学报, 2004, 9, 16 (3)
- [3] 高学, 金连文, 尹俊勋, 等. 一种基于支持向量机的手写汉字识别方法[J]. 电子学报, 2000, 30 (5) : 651~654
- [4] Krebel Ulrich H G. Pairwise classification and support vector machines [A]. Advances in Kernel Methods: Support Vector Learning [C]. Massachusetts, The MIT Press, 1999: 255~268.
- [5] Bennett K, Blue J. A support vector machine approach to decision trees [R]. Rensselaer Polytechnic Institute, Troy, NY: R.P.I Math report, 1997: 97~100
- [6] 王建芬, 曹元大. 支持向量机在大类别数分类中的应用. 北京理工大学学报[J], 2001, (02)