

基于多尺度模板匹配和神经网络的车牌识别

Research of License Recognition Based on Multi - Scale Template Matching and Neural Network

刘雄飞 雷 静 (中南大学 物理科学与技术学院 湖南 长沙 410083)

摘要: 针对现有车牌字符分割算法和识别问题的分析,本文采用一种多尺度模板匹配的车牌字符分割算法;并在此分割基础上采用小波神经网络算法识别车牌字符。实验表明该分割与识别方法的结合实现了切分准确、鲁棒性强、去伪性好和快速准确识别的高效性。

关键词: 多尺度模板匹配 小波神经网络 字符识别

1 引言

车辆识别系统^[1]主要包括视频图像采集、图像预处理、车牌定位、车牌校正、字符分割、车牌字符识别、数据库管理系统等工作模块。其中车牌分割和识别^[2]是车辆识别系统中的重要关键技术。目前常用的车牌字符分割算法中,垂直投影法对字符宽度阈值的选取复杂,连通区域法对图像质量要求过高,静态边界法需要车牌图像的正确提取,本文采用多尺度模板匹配的分割算法,此方法能加快匹配速度的同时增加鲁棒性。小波神经网络具有与人脑相似的高度并行性、良好的容错性和联想记忆功能,自适应学习和容错能力都较强。通过仿真证明,多尺度模板匹配分割和小波神经网络识别结合方法的有效性,高速识别性和容错性。

2 多尺度模板匹配分割

图像匹配的过程是一个由粗到细的过程,多尺度模板匹配算法的框架也是这样,先进行粗匹配,再进行精细匹配。多尺度匹配算法的描述如下(假设待鉴别的图像和模板均为正方形)

①构建多尺度金字塔:将图像顺次分成若干个 $a \times a$ 的图像块,选取图像块中左上角的像素点,构成新图,于是得到一个分辨率较低的图像。此方法称为分层。对新图继续分层,共进行 L 次,可以得到由高到低 L 组不同分辨率的图像。

②进行分层相关匹配:相关匹配从 S_L 和 T_L 开始,在 S_L 和 T_L 的所有搜索位置进行相关,得到若干粗匹配位置,

它们构成集合 $= P_L = \{ (U^l, V^l) | SIM(U^l, V^l) > \text{Threshold}_L \}$ 取出 S_{L-1} 和 T_{L-1} 在集合 P_L 的相应位置进行相关。重复过程直至 S_0 和 T_0 , 最终得到匹配位置 (u^0, v^0) 。由于图像的局部性,于是修正匹配集合,将相关匹配集合的周围部分也纳入匹配集合,

③在 (u, v, θ) 上进行计算综合相似度,进行字符识别。

下面将介绍采用多尺度模板匹配^[3]进行字符分割的具体算法实现:

首先利用尺度变换的方法找到车牌区域全局最优模板匹配信息 $\vec{\theta}^* \max$, 当 $R(\vec{\theta}^* \max) \geq \Delta c$ 时,则认为该区域是真车牌,并可通过 $\vec{\theta}^* \max$ 对应的参数集合 $\{x_0, y_0, \eta_0\}$ 计算出每个字符图像的位置,当 $R(\vec{\theta}^* \max) < \Delta c$ 时,则认为该区域是伪车牌,将其删除从而达到去伪的作用。设车牌图像宽度为 W , 高度为 H , 其中输入为:车牌区域图像,车牌原始模板 M , 输出为:若判为真牌,返回全局最优模板匹配信息 $\vec{\theta}^* \max$, 包括其匹配位置 (x_0, y_0) 及其伸缩比例 η_0 。若判为伪牌,返回 0。算法具体步骤为:

a 车牌模板总长度初始化为 $W/2$, 车牌模板首行和首列匹配位置都初始化为 0, 匹配尺度标记 $i=0$;

b 按照此模板尺度对整个车牌二值图像进行滑动匹配,根据式 $\vec{\theta}^* = \arg \max \{ R(\vec{\theta}) \}$ subject to $\alpha(\theta, \vec{M}, l) \leq \Delta \sigma$ 计算此尺度下的最优模板匹配信息 θ_i^* , 并置尺度标记 $i = i + 1$;

c 逐渐扩大模板尺度 如果扩大后的模板总长度小于 W 并且模板高度小于 H 则转回 2 否则置尺度总数 $n = i$;

d. 计算得到全局最优模板匹配信息 $\vec{\theta}^* \max = \arg \max \{ R(\vec{\theta}_i^*) \}$ 。若判优函数值 $R(\vec{\theta}^* \max) \geq \Delta c$ 则返回 $\vec{\theta}^* \max$ 否则返回 0。

采用此算法对图 1 车牌图像进行分割 结果如图 2 所示:



图 1



图 2

由图 2 可知 车牌图像被较好的分割成七个字符子图像。实验中发现对于字符粘连模糊等情况 车牌字符分割结果中存有若干的噪声区域 会严重影响字符识别阶段的识别正确率。为了有效的剔除字符图像中的噪声区域 我们在预处理阶段采用最大连通域的边界均值方法来解决此问题。由于在车牌定位阶段得到的每个车牌候选区域都是很小的子图像 所以采用此方法进行字符分割时运算量很小 有很好的鲁棒性 完全能够满足车牌识别实时性的高速处理要求。

3 小波神经网络识别

神经网络^[4]由于其较强的曲线拟合及模式分类能力 在字符识别中得到了广泛的应用。神经网络输入的特征向量的选取和特征空间维数的大小对神经网络分类的准确性和识别速度产生很大的影响。小波神经网络采用正交或近似正交的小波基做为小波函数 权重之间冗余度小 训练时互相的影响较小 所以收敛速度相当快。鉴于小波神经网络比 BP 神经网络收敛更快并有更好识别性能的优点 本文采用小波神经网络来进行字符识别。

3.1 小波神经网络的原理

连续小波变换的定义为:

$$Wf(a, b) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) dt$$

式中 $\frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right)$ 为伸缩平移后的小波基, 母小波 ψ

满足 $\int_{-\infty}^{+\infty} \psi(t) dt = 0$ 。理论上讲 任何母小波都可以用来进行小波变换 但是不同的母小波有各自不同的特点: Haar 小波计算简便, Daubechies 小波对于给定的消失矩具有最小的支集, Mexh 小波适用于信号的特征提取和边缘检测。

小波神经网络^[5, 6]是将常规神经网络隐层节点的非线性基函数用小波函数来代替 相应的输入层到隐层的权值以及隐层阈值分别为小波函数的尺度和平移因子所代替。通过样本训练 调节因子调节小波基窗口的大小和位置 自动进行特征提取。本文采用 3 层小波神经网络拓扑结构 该网络为单隐层网络 第一层为输入层 输入为字符特征向量 第二层为隐层 激励函数为小波函数集 $\{\Psi_n, a, b\}$ 第三层为输出层 因为是二值分类问题 所以其激励函数为 Sigmoid 函数。 Ψ_n 为小波基函数。 N, K 为隐层神经元数和输入信号维数。网络训练时采用基于梯度下降的学习算法 构造以下代价函数:

$$E = \frac{1}{2} \sum_p [Y_p - y_p]^2 \quad (1)$$

$$E_p = \frac{1}{2} [Y_p - y_p]^2 \quad (2)$$

式中 Y 为网络实际输出值 y 为网络期望输出值 P 为总体训练样本数。 E 越小代表网络总体误差越小。网络的调整公式(以 w_n 为例 a_n, b_n 同理可得)为:

$$w_n^{i+1} = w_n^i - \eta_w \frac{\partial E_p}{\partial w_n} \quad (3)$$

式中 η_w 为控制学习速度的系数。为了加快收敛速度 往往在权值修正量中加前一次的相应的权值修正量, 一般称之为惯性量 即:

$$\Delta w_n^{i+1} = -\eta_w \frac{\partial E_p}{\partial w_n} + \alpha \Delta w_n^i \quad (4)$$

最终的修正值为:

$$w_n^{i+1} = w_n^i - \eta_w \frac{\partial E_p}{\partial w_n} + \alpha \Delta w_n^i \quad (5)$$

$$a_n^{i+1} = a_n^i - \eta_a \frac{\partial E_p}{\partial a_n} + \alpha \Delta a_n^i \quad (6)$$

$$b_n^{i+1} = b_n^i - \eta_b \frac{\partial E_p}{\partial b_n} + \alpha \Delta b_n^i \quad (7)$$

3.2 神经网络识别

网络训练流程如图 3 先初始化网络 载入一输入向量对网络参数进行调整 训练满足局部精度要求后再载入下一输入向量 如此循环 直至满足总体精度要求 完成训练。通过网络学习 达到精度要求后 网络中各参数包括隐层和输出层之间的互联权值就被完全确定 因此整个网络系统就稳定了 此时可以对其他未知样本进行识别预测。根据网络输出 采用拒识标准和识别标准 给出识别结果。

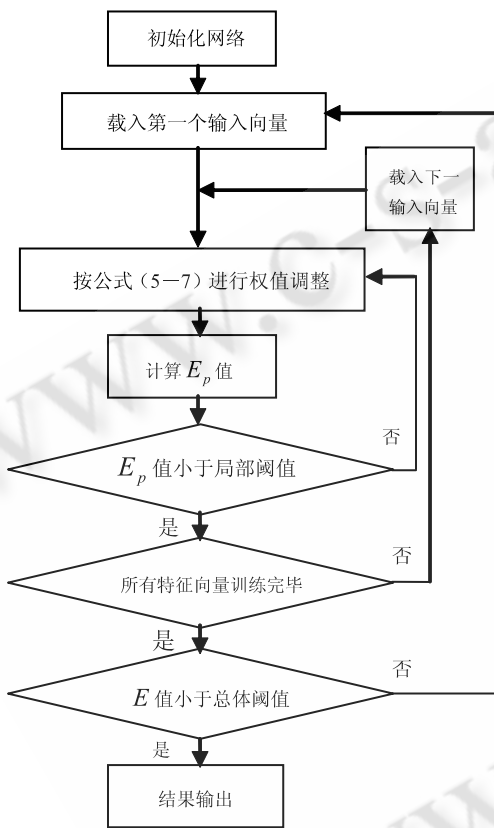


图 3 网络训练流程图

小波神经网络的识别流程如下：

- ①根据矩特征的要求对待识别的单字符图像进行归一化。
- ②分别采用 Hu 组合矩特征和小波矩特征来提取字符的特征 并形成特征文件。
- ③装载训练收敛的网络参数文件作为小波神经网络的参数 同时将 2) 中形成的特征文件作为网络的输入。

④将输入特征经训练好的网络进行计算 得到输出 O。

⑤将 O 与 O₁、O₂、∧OP 味分别进行比较 计算得到 $D(O, O_i) \quad i=1, 2, \dots, AP$ 。

⑥取其中最小值 所对应的 I 即为对应的类别号。

4 实验结果

小波神经网络选用参数如下：

①由于不超过三层的前馈网络能解决许多分类问题 所以小波神经网络的层数取 3；本次实验选用 5 维的小波矩特征 即 $|W_{000}|$ 、 $|W_{100}|$ 、 $|W_{101}|$ 、 $|W_{202}|$ 、 $|W_{402}|$ 所以输入层的节点数为 5；隐层节点数确定为 124 输出层节点数为 6。

②小波神经网络属于有导师的分类 因而在训练前 应定义输出层神经元的判决输出值；这里设输出 $[0, 0, 0, 0, 0, 1]$ 为“湘” $[0, 0, 0, 0, 1, 0]$ 为字符“京”， $[0, 0, 0, 1, 0, 0]$ 为字符“苏” $[0, 0, 1, 0, 0, 0]$ 为字符“浙” $[0, 1, 0, 0, 0, 0]$ 为字符“鄂” $[1, 0, 0, 0, 0, 0]$ 为字符“豫”。

③平移参数可以在区间 $[0, 1]$ 中取随机数 伸缩参数可以在区间 $[0, 2]$ 中取随机数 权值和阈值的初值一般取 $(0, 1)$ 之间的均匀随机数；动量因子取为 0.6，误差平方和取为 0.001 输出维数为 6 维 学习率为 0.05 训练次数 6000 次。

实验选取 1200 幅图像(字符“湘”“京”“苏”“浙”“鄂”“豫”各 200 幅)。随机选择其中的 900 幅图像用做小波神经网络的训练样本 另 300 幅字符图像作为神经网络的测试样本。实验中 对车牌图像进行多尺度模板匹配的分割 采用小波变换进行特征提取 提高运算速度并识别网络提供较好的网络输入 最后利用神经网络识别 通过 MATLAB 仿真识别结果统计如表 1。为突出本文方法高速识别的优势 将本方法和传统模板匹配算法、BP 算法分别进行识别实验 结果如表 2 所示。

表 1 基于小波神经网络的车牌字符识别结果

%	湘	京	苏	鄂	总识别率
拒识率	2.19	3.13	2.82	2.38	2.26
误识率	2.31	3.26	3.47	2.89	2.94
识别率	95.5	93.61	93.71	94.73	94.80

表 2 识别算法结果分析表

算法名称	训练样本数(幅)	总识别率(%)	Time(ms/字符)
Hausdorff 匹配算法	900	83.7	28.63
BP 算法	900	93.9	21.36
本文方法	900	94.8	19.46

通过表 1~2 的实验数据可以看出,本文基于多尺度模板匹配和小波神经网络识别的结合方法对车牌的数据有较好的识别率;且在识别时间上能达到高于其它方法的高速性。拒绝和错误识别的原因在于有些字符曝光不足、有污损、掉色严重,以及车牌过度遮挡导致字符严重残缺,这些问题需要在预处理阶段矫正处理才能解决。

5 结论

本文针对车牌识别系统,在车牌精确定位前提下采用多尺度模板匹配算法进行分割并使用小波神经网络算法识别字符。利用多尺度模板匹配分割算法,通过伸缩模板尺度找到最优的切分位置,在完成字符分割的同时取得较好的去伪效果。在分割准确清晰的字符后采用小波神经网络提取特征进行识别。实验表明,该方法具有高识别率、高速性、且抗干扰能力比传

统字符识别算法强。

参考文献

- 1 夏培荣,石中锁,董平. 汽车牌照自动识别系统微计算机信息,2003,19(3):35-36.
- 2 贺贵明. 基于神经网络的车牌字符识别研究[硕士学位论文]. 武汉:武汉大学,2004.
- 3 于深洋. 自然环境下车牌定位和分割方法的研究. 哈尔滨工业大学学报,2006,36-37.
- 4 孙志强. 神经网络理论与 MATLAB R2007 实现. 北京:电子工业出版社,2007.
- 5 Qinghua Zhang, Albert Benveniste. Wavelet networks. IEEE Transactions on neural networks, 1992, 3(6): 889-898.
- 6 Prasad G. K, Sahambi J S. Classification of ECG Arrhythmias using Multi-Resolution Analysis and Neural Networks. IEEE TENCON 2003. Conference on convergent technologies for Asia-Pacific Region, 2003.
- 7 Bhatia P, Boudy J, arejao R V Andreao. Wavelet transformation and pre-selection of mother wavelets for ECG signal processing. Proceedings of the 24th IASTED international conference on Biomedical engineering, Innsbruck, 2006. 390-395.