第32卷 第21期 计 算 机 工 程 2006年11月
Vol.32 No.21 Computer Engineering November 2006
·人工智能及识别技术· 文章编号：1000—3428(2006)21—0191—03 文献标识码：A 中图分类号：TP391

基于小波分解的车牌定位算法

许礼武，许伦辉，黄艳国
(江西理工大学机电工程学院，赣州 341000)

摘 要：提出了一种基于小波分解的方法来定位车牌。该算法利用数学形态学对边缘图像进行处理，并进行小波分解，只需要进行水平扫描，克服了传统算法中需要水平和垂直扫描的弊端，同时有效地抑制了车辆边缘的干扰信息。
关键词：图像处理；车牌定位；小波分解

License Plate Localization Algorithm Based on Wavelet Decomposition

XU Liwu, XU Lunhui, HUANG Yanguo
(College of Electromechanical Engineering, Jiangxi University of Science & Technology, Ganzhou 341000)

【Abstract】This article introduces a method that based on wavelet decomposition to locate license plates. The method is as follow: first process the edge image by using mathematic morphology, and then carry on wavelet decompose on it. This method overcomes the difficulty of both horizontal and vertical scanning in the traditional method as it only needs horizontal scanning. Meanwhile, it has effectively suppressed the disturbing information from vehicle's edge.
【Key words】Image processing; License plate localization; Wavelet decomposition

目前我国高速公路收费、停车收费、城市道路监控等大部分工作仍然是由人工完成的，随着社会现代化程度的提高，这种方式已经成为阻碍交通发展的瓶颈，提高自动化的程序的要求更加迫切。目前基于视频或图像的车辆自动识别（AVI）已广泛应用于停车场、收费站、交通流量控制等，无论哪种场合都需要识别车牌，识别车牌必须首先知道车牌在图像中的位置，把它从背景图像中分离出来。车辆牌照定位一般是先提取车辆图像的边缘，然后结合车辆牌照的几何特征，分析二值化边缘图像像素在水平和垂直方向的投影，最后判定出车辆牌照的位置。但是直接对原图像进行边缘检测，往往会带有许多与车辆牌照无关的边缘，使得车辆牌照的准确定位变得较困难，为此本文提出一种基于小波变换的方法，能精确快捷地定位分割出车牌，方便了整个AVI系统的后续处理。

1 小波分解的特征以及滤波器的选择

与传统的技术不同，小波分析的方法在低频部分具有较高的频率分辨率和较低的时间分辨率，而在高频部分具有较高的时间分辨率和较低的频率分辨率，这个特性决定了它具有放大或缩小局部特征的功能。小波分解是信号在一组独立不同空间频率通道上的分解，是由一族层级的分解构成。分解的层数取决于信号的特性和设计者的经验，第j层由相似信号 A_j 和细节信号 D_j 构成，Aj 、Dj 分别是由上层相似信号 A_{j-1} 经低通滤波和高通滤波产生，原始信号可看作是相似信号 A_0。算法为：假如给定一信号长度是N，离散的小波变换(DWT)最多有log2N阶段，从信号 A_0 开始，第1步先产生2个系数集合：相似系数 cA_1 以及细节系数 cD_1。信号 A_0 与低通滤波器(Lo_D)卷积得到向量 cA_1，而信号 A_0 与高通滤波(Hi_D)卷积得到向量 cD_1。每层分解算法结构如图1所示。

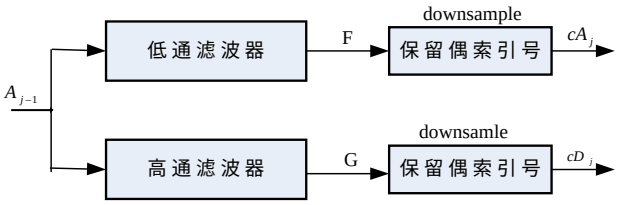

图1 小波分解结构

低通与高通滤波器系数的选择可以根据实际情况来选择，本文的MTLAB仿真程序中分别用变量Lo_D和Hi_D表示低通与高通滤波系数，它们的值分别取为

低通滤波系数：

Lo_D = [1/10 3/10 2/10 3/10 1/10]

高通滤波系数：

Hi_D = [-1 1]

采用这组滤波器是因为图像中的相邻的二个像素灰度值有较大的落差，例如白与黑，在这种情况下，经过小波变换后的系数在波形上会出现局部的波峰或波谷，波峰波谷的幅值与相邻像素的灰度差成正比。

2 图像的预处理

拍摄的车辆图像大小为640×480，为了使车牌经过小波变换后的系数能更好地反映车牌的位置特征，也就是使车牌与背景部分有更强的反差，图像必须要做些预处理，另外，在图像识别中，往往关心图像的某些重要特征，对其他特征

作者简介：许礼武(1975－)，男，硕士、软件工程师，主研方向：智能交通系统；许伦辉，博士、教授；黄艳国，硕士、讲师
收稿日期：2006-01-23 **E-mail：**tulip0371@163.com

则不关心或者希望加以抑制。为了提高图像检测和识别的精度和速度，必须首先对输入模块得到的数字图像进行预处理，使系统关心的特征更加明显，而对其他有害特征则加以抑制。这种先于图像检测和识别的操作被称为预处理操作，预处理操作主要包括滤波和直方图均衡。

2.1 图像平滑（去噪）、锐化

首先，为了处理方便，拍摄到的彩色车牌要被转化成灰度图像，RGB 图像通过下面的公式转化成 YUV 图像，然后把 R、G、B 值都赋成 Y，这样彩色图像就转化成灰度图像。

$$[Y\ \ U\ \ V]=[R\ \ G\ \ B]\begin{bmatrix}0.299 & -0.148 & 0.615\\ 0.587 & -0.289 & -0.515\\ 0.114 & 0.487 & -0.100\end{bmatrix}$$

去除图像的噪声被称作图像平滑，主要利用了噪声的高频、孤立、大偏差的特点。由于车牌的图像噪声主要来自雨天溅的泥土，中值滤波能很好地消除这种脉冲干扰和孤立点噪声，同时克服图像细节的模糊，为了让车牌与背景有更明显的差异性产生，还需要把滤波后的图像再进行锐化处理，图 2 是原始图像，图 3 是经中值滤波后的图像再利用直方图均衡化后结果，很明显图 3 的轮廓更加清晰。

图 2 原始图像

图 3 预处理后图像

2.2 图像的边缘检测

车牌是由成行的汉字、数字、字母组合而成的，这使得边缘信息密集并呈献有规律的交错排列，可以通过增强边缘信息来定位车牌。汽车图像也包括一些其他的边缘信息，但主要以横向信息为主，所以采用了抑制横向边缘信息，增强纵向边缘信息的边缘提取算法。

首先利用Prewitt算子进行水平与垂直方向的边缘检测，检测后的二值图像如图 4 所示，还有许多与车牌无关的边缘信息。为此，采用了图像形态学方法对图像边缘信息再进行膨胀或腐蚀处理。首先利用结构元素[1 1 1]进行二次膨胀运算，然后利用同样的模板再进行二次腐蚀运算，相当于形态学的闭运算，这样很好地修饰了车牌部分的边缘信息，最后为了消除水平边缘信息，再利用结构元素$[1\ 1\ 1]^{T}$进行一次腐蚀运算，最终得到边缘信息如图 5 所示，基本只剩下车牌的边缘信息，简化了下面的小波变换运算的复杂度。

图 4 边缘检测图

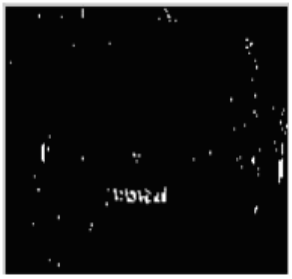

图 5 形态学处理后图

3 二值图像的小波变换

利用上面提供的低通高通滤波器逐行进行 2 层的小波分解运算，保留细节系数于数组 cD2 中。如果相邻的像素之间有较大的落差，则转换后的系数波形会出现波峰，图 6、图 7 分别是第 300 行与第 331 行进行 2 层小波变换后的细节信号的系数波形，下面利用这些连续波峰的个数来定位车牌的位置。

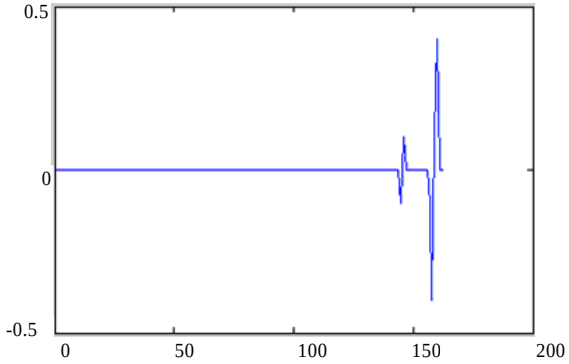

图 6 第 300 行第 2 层小波系数图

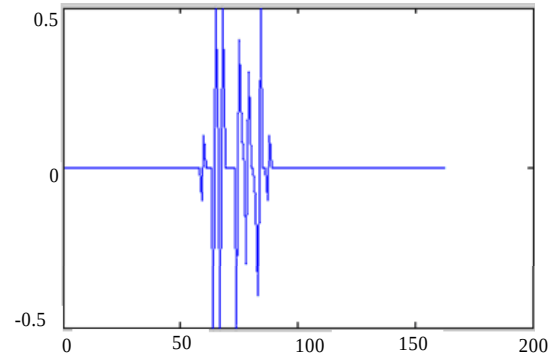

图 7 第 331 行第 2 层小波系数图

4 车牌的定位分割算法实现

为了定位车牌位置，需要计数小波分解后的系数数组 cD2 中连续大于等于 0.1 的个数(用变量 count 存储)，这里的连续是指相邻的波峰的距离不大于 36 个像素，具体在系数数组 cD2 中表现为不大于 9。如果 count 大于 6 则存储该行到数组 StartLine 中，同时记录该行开始出现连续 6 个波峰时，峰值在数组 cD2 的索引号于数组 BeginingCol 中，以及连续波峰结束时，峰值在数组 cD2 的索引号于数组 FinishingCol 中。

扫描了图像的所有行以后，得到数据 StartLine、BeginingCol、FinishingCol，分别分析这些数组数据值得到车牌的起始行与结束行，以及起始列与结束列。为了排除噪声干扰，在分析存贮具有连续波峰超过 6 个的行值的数组 StartLine 时，把相邻的行值大于 20 的排除掉，得到一组相对

连续的行，这组数据的最小值就是车牌的起始行，最大值就是车牌的结束行。例如上述车牌扫描后得到的数据如下：

StartLine = [331 332 333 334 335 336 337 338 339 340 341 342 343 344 345 346 347 348 351]；

BeginingCol = [60 60 60 60 60 64 64 60 76 76 60 60 60 60 60 60 60 60 64]；

FinishingCol = [84 84 89 79 76 85 89 85 89 93 83 85 83 83 83 80 80 85 89]。

从数组 StartLine 可以知道这些数据是相对连续的，都可以看作是有效的行，所以起始行是 331，结束行则是 351。

因为只有真正车牌所在的行记录的列号才是有效的，所以需要从起始行在数组 StartLine 中的索引号开始，分析数组 BeginingCol 中的元素，本例中的起始行 331 在 StartLine 中的索引号是 1，所以数组 BeginingCol 中从第 1 元素到最后元素都是有效的，把各元素之间的差值不大于 10 都看作是相对一致的，取相对一致的元素个数多的一组的最小值作为起始列，如数组中 BeginingCol 以 60 开始的相对一致元素个数是 17 个，以 76 开始的相对一致的个数是 2，很显然最后得出的起始列为 60，为了消除车牌边框的模糊而造成边框信息被腐蚀掉了，起始列需要一个校正值，大小为 2，故起始列大小为 58，同样的方法应用于数组 FinishingCol，不同的是找到相对一致的各元素后车牌位置结束的列取最大值，本例中是 93。由于列是 2 层小波分解后的细节系数，分解细节系数是高通滤波后抽取的偶数号系数，所以经 2 次分解后真正的图像的列号应该是 cD2 系数数组索引号乘 4。

但由于车牌每个字符笔划有一定的厚度，边缘上表现为水平边缘，这种边缘在进行垂直方向腐蚀时被删除了，因此最后的结果加上 4 行的校正。最后定位的车牌位置是起始行 327，结束行是 355，起始列为 58×4＝232，结束列 93×4＝372。最后提取出图像如图 8 所示。

图 8 定位后的车牌

5 结束语

本文以小波变换为基础，从变换后的系数来定位车牌的位置，能很好地克服外界的不确定因素。采用了对边缘检测后的二值图像进行小波变换，简化了运算，同时克服了传统的算法图像的水平和垂直方向都需要参与运算的不足，只需要对水平方向进行运算，提高了车辆自动识别(AVI)系统的识别速度。

参考文献

1 陆宗骐. C/C++图像处理编程[M]. 北京: 清华大学出版社, 2005.

2 王中山. 使用小波于车牌侦测[D]. 中国台湾: 台湾国立中山大学, 2004.

3 朱　林, 张　峰. MATLAB 在车辆牌照识别中的应用[J]. 微计算机应用, 2004, 25(5): 621-625.

4 张　引. 彩色汽车图像牌照定位新方法[J]. 中国图像图形学报(A 版), 2001, 6(4): 374-377.

5 宋建才. 汽车牌照识别技术研究[J]. 工业控制计算机, 2004, 17(4): 44-45, 57.

（上接第 184 页）

从表 2 可以看出，当上下文窗口设置为 0-6-0 时，实验结果性能最佳。当 2 个命名实体之间的词语距离设置过小时，系统召回率不高。由于命名实体对上下文中词语过少，对命名实体对之间关系判断提供的信息量过少，不足以对命名实体对之间关系进行判断。当命名实体之间的词语距离设置过大时，命名实体对的上下文对判断它们之间的关系提供的信息量变大，但同时带来的噪音也变大，这对命名实体对之间的关系进行判断反而有负面影响。当命名实体之间的词语距离被设置为一定值时，前一个命名实体的上文和后一个命名实体的下文虽然对判断提供了一定的信息量，但同时其带来的噪声也很大。在判断命名实体之间的关系时，应该主要考虑 2 个命名实体之间的上下文。

3 结论与展望

本文是基于具有相同关系的命名实体对具有相似的上下文这一假设，即那些手工选择的、具有某种关系的命名实体对，具有相似上下文的命名实体对也具有该类关系。

实验证明，基于以上假设，采用本文提出的思想和方法是可行的、正确的。但仍然有以下问题存在，需要进一步解决：(1)上下文的选取。选取的上下文要能最大可能地给判断命名实体对之间的关系提供信息，同时不能包含太多的噪音。这是后续工作的准备，也是影响结果的一个重要因素。在以后的工作中，可以尝试通过特征选取的方法来解决这一问题。(2)扩大测试对象的范围。本文提出的方法在其通用性和应用价值上，需要在大规模的测试集和其他语言中进行检验。

参考文献

1 Zelenko D, Aone C, Richardella A. Kernel Methods for Relation Extraction[C]. Proc. of the Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing, Barcelona, Spain, 2002.

2 Brin S. Extracting Patterns and Relations from WWW[C]. Proc. of WebDB Workshop at the 6th International Conference on Extending Database Technology, Valencia, Spain, 1998: 172-183.

3 Agichtein E, Gravano L. Snowball: Extracting Relations from Large Plain-text Collections[C]. Proc. of the 5th ACM International Conference on Digital Libraries, 2000: 85-94.

4 鲁　松, 白　硕, 黄　雄. 基于向量空间模型中义项词语的无导词义消歧[J]. 软件学报, 2002, 13(6): 1082-1089.

5 Manning C D, Schutze H. 苑春法, 李庆中, 王　昀等译. 统计自然语言处理[M]. 北京: 电子工业出版社, 2005: 335-337.

6 Gupta C, Grossman R. GenIc: A Single Pass Generalized Incre-mental Algorithm for Clustering[C]. Proc. of International Conference on Data Mining, Brighton, UK, 2004.