

基于小波隐性马尔可夫树模型的车牌定位

曹刚¹, 游志胜², 赵树龙²

(1. 中兴通讯成都研究所 成都 610041; 2. 四川大学计算机学院 成都 610064)

【摘要】根据小波隐性马尔可夫树模型对车牌纹理特征精确的多尺度描述,提出了一种基于WHMTM的车牌定位方法。该方法首先以小波域的高频滤波作为预处理,再根据车牌纹理的WHMTM参数采取从粗到精多尺度地分割车牌,从而快速、准确地在复杂的背景中定位车牌。实验结果表明该方法是一种速度快且抗扰性强的车牌定位方法。

关键词 车牌识别系统; 车牌定位; 小波变换; 小波隐性马尔可夫树模型

中图分类号 TN 911.2 **文献标识码** A

Vehicle-License-Plate Location Based on Wavelet Hidden Markov Tree Model

Cao Gang¹, You Zhisheng², Zhao Shulong²

(1. Chengdu Institute of ZTE Corp Chengdu 610041; 2. College of Computer, Sichuan University Chengdu 610064)

Abstract According to multiscale and accurate characterization of vehicle-license-plate (VLP) texture feature by wavelet hidden Markov tree model (WHMTM), a method of VLP Location based on WHMTM is proposed in this paper. At first high-pass filter in wavelet-domain is used as preprocessing. Afterwards VLP is segmented multiscalely from coarse to fine by WHMTM parameter of VLP. So VLP can be located from complex background fast and correctly. Experimental results show this method is very fast and robust.

Key words vehicle-license-plate recognition systems; vehicle-license-plate location; wavelet transform; wavelet hidden Markov tree model

随着现代智能交通(Intelligent Transportation System, ITS)的发展,车辆牌照自动识别技术广泛应用于公路车辆收费、交通流量管理、电子警察和查询被盗车辆等系统中,因而在ITS领域越来越受到重视。在车牌自动识别技术中,车牌定位是一个至关重要的环节,定位的准确程度直接影响到车牌识别系统的精确度。当前有关文献中车牌定位的方法主要有基于彩色分割^[1]、基于小波和形态学相结合的算法等^[2]。在背景复杂和噪声污染严重的情况下,直接用文献[1,2]的方法得到的结果并不十分理想。针对以上情况,本文提出了一种基于小波隐性马尔可夫树模型(Wavelet Hidden Markov Tree Model, WHMTM)的车牌定位方法^[3,4]。根据WHMTM对车牌纹理精确的多尺度描述,采取从粗到精的多尺度车牌分割方法,辅以小波域的高频滤波作为预处理,从而能在复杂的背景中精确、快速地定位车牌。

1 基于WHMTM的车牌图像的纹理描述

WHMTM是一种小波域中的信号统计模型,它能对图像的纹理信息进行多尺度的精确描述。车牌纹

收稿日期: 2002-09-28

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(60272095); 公安部科技基金资助项目(994454181)

作者简介: 曹刚(1975-),男,博士,主要从事模式识别和计算机视觉方面的研究。

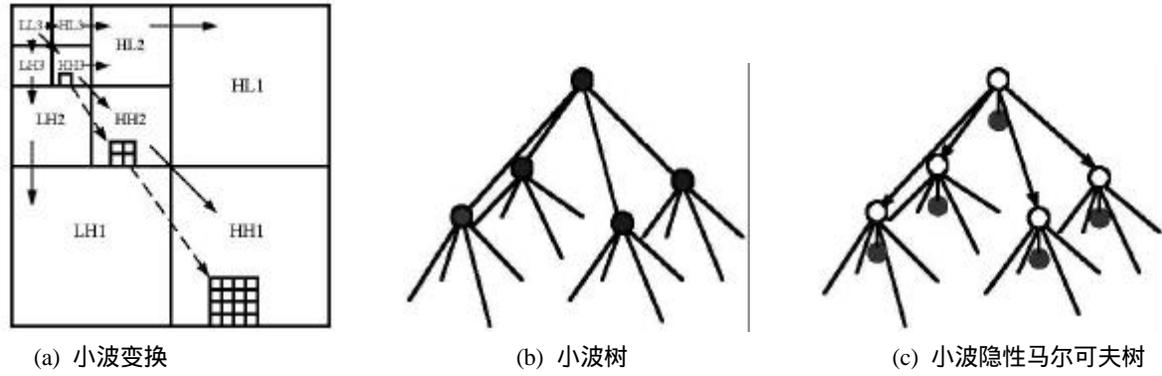


图1 WHMTM结构

理图像在经过尺度为 J 的离散小波变换后,其小波系数形成一个多尺度的塔式结构如图1a所示,每个高频子带 $B(B=LH,HL,HH)$,分别对应水平高频、垂直高频、对角高频)中的小波系数可形成 K 个小波树状结构,如图1b所示, K 是子带 B 中 J 尺度内的小波系数的个数。设 w_i^B 是子带 B 中某小波树中的第 i 个小波系数,本文定义 t_i^B 是以 w_i^B 为根节点的小波子树, $p^B(i)$ 、 $c^B(i)$ 和 $R^B(i)$ 分别是 w_i^B 所在小波树的父节点、子节点和根节点, $t_{i/k}^B$ 是从子树 t_i^B 中移去子树 $t_k^B(k > i)$ 的小波系数集和。若 w_i^B 是尺度($j=1,2,\dots,J$)内的小波系数,根据小波系数的局部定位特性, w_i^B 总是对应着原图中的 $2^j \times 2^j$ 区域,同理小波子树 t_i^B 也对应相同的区域。由文献[3]知,每个小波系数 w 的幅值概率密度函数可由混合高斯模型来近似描述,可为每个小波系数 w (如图1c的小黑球)分配一个隐性的(即不能被观察到的)状态变量 $s \in \{0,1\}$ (如图1c的小白球),其中0表示混合高斯模型中小波系数幅值方差小的高斯分布,而1表示小波系数幅值方差大的高斯分布,则每个小波系数 w 独立的概率密度函数 $f(w)$ 为

$$f(w) = \sum_{m=0}^1 ps(m)f(w|s=m) \quad (1)$$

式中 $ps(m)$ 为隐藏状态 $s=m(m=0,1)$ 的先验概率, $f(w|s=m)$ 是已知 $s=m$ 条件下的高斯函数,即

$$f(w|s=m) = g(w, \mathbf{m}_m, \mathbf{s}_m^2) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\mathbf{s}_m}} \exp\left\{-\frac{(w - \mathbf{m}_m)^2}{2\mathbf{s}_m}\right\} \quad m=0,1 \quad (2)$$

根据小波变换的特性,小波系数幅值总是只与相邻尺度对应的小波系数幅值相关,这预示着在小波树中子节点与父节点的隐性状态之间存在一种马尔可夫链的关系(如图1c所示),从而形成各个子带独立的 K 个小波隐性马尔可夫树,即构成所谓的小波隐性马尔可夫树模型(WHMTM)。由上分析,各个小波子带的WHMTM参数描述如下:1)根节点的隐藏状态 s_j 的先验概率 $ps_j(m)$;2)各个尺度间的状态转移矩阵 $\in_{j,j+1}^{m,n} = p(\text{子节点 } s_j \text{ 状态为 } m | \text{父节点 } s_{j+1} \text{ 为 } n)$;3)各个尺度 j 内混合高斯模型参数 $\mathbf{m}_{j,m}$ 和 $\mathbf{s}_{j,m}$ 。由于相同尺度 j 的2)、3)项参数都被认为是近似相同的,所以子带 B 的WHMTM参数可组合为 $\mathbf{I}^B = \{ps_j(m), \in_{j,j+1}^{m,n}, \mathbf{m}_{j,m}, \mathbf{s}_{j,m} | j=1,2,\dots,J; n,m=0,1\}$ 。因为各子带小波系数的幅值相互独立,所以 \mathbf{I}^{LH} 、 \mathbf{I}^{HL} 和 \mathbf{I}^{HH} 也彼此独立,于是描述车牌纹理的WHMTM参数集为 $\mathbf{I} = \{\mathbf{I}^{LH}, \mathbf{I}^{HL}, \mathbf{I}^{HH}\}$ 。车牌纹理的WHMTM参数 \mathbf{I} 的具体训练过程可见文献[3]中的最大期望算法。

2 基于WHMTM的多尺度车牌纹理分割

由于WHMTM能对图像的纹理信息进行多尺度的精确描述,通过大量车牌纹理样本的训练可得到车牌纹理的WHMTM参数 \mathbf{I} ,然后将 \mathbf{I} 与原图进行多尺度的相似匹配,从而能将车牌纹理区域与其它干扰源区域准确地分割开来。基于单一尺度的WHMTM车牌纹理分割的方法是,已知原图中尺度 j 内以小波系数集 w_i ($w_i = \{w_i^{LH}, w_i^{HL}, w_i^{HH}\}$)为根节点的子树集 t_i ($t_i = \{t_i^{LH}, t_i^{HL}, t_i^{HH}\}$),用车牌纹理的WHMTM参数 $\mathbf{I} = \{\mathbf{I}^{LH}, \mathbf{I}^{HL}, \mathbf{I}^{HH}\}$ 与 t_i^{LH} 、 t_i^{HL} 、 t_i^{HH} 分别相匹配得到 $f(t_i^{LH} | \mathbf{I}^{LH})$ 、 $f(t_i^{HL} | \mathbf{I}^{HL})$ 和 $f(t_i^{HH} | \mathbf{I}^{HH})$ 。因为WHMTM参数 \mathbf{I}^{LH} 、 \mathbf{I}^{HL} 、 \mathbf{I}^{HH} 相互独立,则 \mathbf{I} 与子树集 t_i 的相似匹配值 $f(t_i | \mathbf{I})$ 可由下式得到,即

$$f(t_i | \mathbf{I}) = f(t_i^{LH} | \mathbf{I}^{LH}) \times f(t_i^{HL} | \mathbf{I}^{HL}) \times f(t_i^{HH} | \mathbf{I}^{HH}) \quad (3)$$

分割时依据下面的判别方法, 若

$$f(\mathbf{t}_i | \mathbf{I}) > \mathbf{h}_j \quad (4)$$

则 \mathbf{t}_i 在原图像中对应的 $(2^j \times 2^j)$ 区域为车牌区域, 否则为其他区域(式中 \mathbf{h}_j 为尺度 j 中的车牌纹理分割阈值)。

下面以计算 $f(\mathbf{t}_i^{LH} | \mathbf{I}^{LH})$ 为例说明图像中的 \mathbf{t}_i 与车牌纹理的WHMTM参数 \mathbf{I} 的相似匹配算法。首先为 LH 子带的小波树中任意小波系数 w_k^{LH} 定义下列条件概率

$$\begin{cases} \mathbf{b}_k(m) = f(\mathbf{t}_k^{LH} | s_k = m, \mathbf{I}^{LH}) \\ \mathbf{b}_{k,p(k)}(m) = f(\mathbf{t}_k^{LH} | s_{p(k)} = m, \mathbf{I}^{LH}) \\ \mathbf{b}_{p(k)\backslash k}(m) = f(\mathbf{t}_{p(k)\backslash k} | s_{p(k)} = m, \mathbf{I}^{LH}) \end{cases} \quad m = 0,1 \quad (5)$$

及联合概率函数

$$\mathbf{a}_k(m) = p(s_k = m, \mathbf{t}_{R(k)\backslash k} | \mathbf{I}^{LH}) \quad m = 0,1 \quad (6)$$

由贝叶氏规则知

$$P(s_k = m | \mathbf{I}^{LH}) = \frac{\mathbf{a}_k(m) \mathbf{b}_k(m)}{\sum_{n=0}^1 \mathbf{a}_k(n) \mathbf{b}_k(n)} \quad m = 0,1 \quad (7)$$

则

$$f(\mathbf{t}_k^{LH} | \mathbf{I}^{LH}) = \sum_{m=0}^1 p(s_k = m | \mathbf{I}^{LH}) \mathbf{b}_k(m) \quad m = 0,1 \quad (8)$$

所有尺度内各个小波系数的 $\mathbf{a}_k(m)$ 和 $\mathbf{b}_k(m)$ 都采用向上-向下算法计算^[3], 则由式(7)、(8)可得 $f(\mathbf{t}_i^{LH} | \mathbf{I}^{LH})$ 。同理可得 $f(\mathbf{t}_i^{HL} | \mathbf{I}^{HL})$ 和 $f(\mathbf{t}_i^{HH} | \mathbf{I}^{HH})$ 。

为了减小噪声源对单尺度分割的影响, 可根据车牌纹理的邻域相关性对判别式(4)作进一步改进。设 w_k^B ($k=1,2,\dots,8$) 是以 w_i^B 为中心的同尺度8邻域小波系数, \mathbf{t}_k^B 是以 w_k^B 为根节点的子树。若 $\mathbf{t}_k = \{\mathbf{t}_k^{LH}, \mathbf{t}_k^{HL}, \mathbf{t}_k^{HH}\}$ 满足式(4), 记 $F(\mathbf{t}_k) = 1$, 否则记 $F(\mathbf{t}_k) = 0$ 。若

$$\sum_{k=1}^8 F(\mathbf{t}_k) = N \quad (9)$$

则 \mathbf{t}_i 在原图像中对应的 $(2^j \times 2^j)$ 区域为车牌区域(式中 N 一般取2), 否则为其他区域。由于尺度 j 越大, \mathbf{t}_i 在原图像中对应的区域越大, 即该区域纹理信息越丰富, WHMTM描述得越精确, 所以车牌纹理分割的准确性越稳定, 但同时边界会包含其他类的像素, 从而使边界的分割质量降低。相反尺度 j 越小, \mathbf{t}_i 对应区域的纹理信息越少, 且分割的稳定性降低, 但边界分割较为准确。因而需采取从粗到精的多尺度分割策略, 即先在粗尺度(j 较大)中用WHMTM进行分割, 取得车牌的大致轮廓区域, 然后在该区域精尺度(j 较小)中用WHMTM进行边界分割, 最终可取得车牌的精确位置。

为了进一步提高分割速度, 可用小波域的高频滤波作为预处理。根据能量大(即幅值大)的小波系数总是对应亮度值跃变强烈的区域(即纹理特征较为显著的区域), 通过小波域的高频滤波首先将这些区域快速分割出来作为下一步多尺度WHMTM车牌分割的候选区域。设 \mathbf{t}_i^B 是以 j 尺度中的 w_i^B 为根节点的小波子树, E_i 是 \mathbf{t}_i 中所有小波系数的能量和, 若

$$E_i = \sum_{w_k^{LH} \in \mathbf{t}_i^{LH}} w_k^{LH^2} + \sum_{w_k^{HL} \in \mathbf{t}_i^{HL}} w_k^{HL^2} + \sum_{w_k^{HH} \in \mathbf{t}_i^{HH}} w_k^{HH^2} > m \quad (10)$$

则 \mathbf{t}_i 在原图像对应的区域为车牌分割的候选区域, 否则为其他区域(式中 m 是经验阈值)。经过上述处理, 图中大部分较平滑的区域被滤除, 少部分纹理特征显著(如车牌、英文标致、散热片、车灯等)的区域被保留下来进行下一步多尺度WHMTM车牌分割, 从而能大大提高分割速度。

3 实验结果

实验中采用大量具有代表性的实际采集的图像(768 * 576), 它们都含有汽车英文品牌标志等较强的干扰源, 图2所示是利用本文提出的方法在实验图像中的车牌定位过程。其中图2a是有复杂背景的原图, 图2b是由式(10)分割出的候选区域(白色区域), 可以看出原图中少部分纹理特征显著的区域被保留下来, 而其他

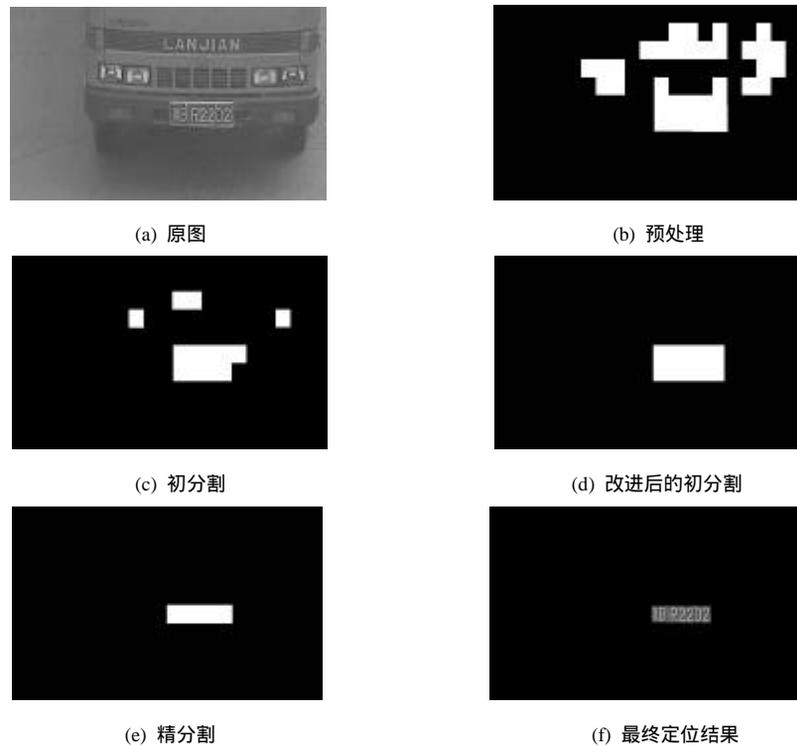


图2 基于WHMTM的车牌定位过程

大部分平滑的区域被滤除。图2c是在尺度 $j = 4$ 内用车牌的WHMTM参数对候选区域进行粗分割的结果，可见绝大部分干扰源被滤除。图2d是通过式(9)对粗分割进行改进的结果，可以看出汽车英文品牌标志和车灯等干扰源被彻底滤除，而含有车牌的大致轮廓被准确地分割出来，但边缘还含有其他的像素。图2e是在粗尺度分割的基础上在尺度 $j = 3$ 内WHMTM精分割的结果，由于小尺度边界分割较为准确，且粗分割对精分割有一定的指导作用，因而车牌区域被精确地分割出来。图2f是车牌的最终定位结果。

考虑到车牌图像的实际大小，本文选取WHMTM分割的最大尺度为4，最小尺度为3。实验图像共2 160幅，平均每幅图像的定位时间小于0.5 s (PIV1G、256 M内存)，且定位正确率在99%以上，完全符合车牌识别实时系统的要求。本文的车牌定位算法对个性化新车牌也完全适用。

4 结束语

本文提出的一种基于WHMTM的车牌定位的新方法主要是根据WHMTM对车牌纹理的多尺度精确描述，从而能将车牌图像从干扰很强的复杂背景中分割出来，实验结果表明该方法具有很强的鲁棒性、准确性和快速性。该车牌定位方法的关键是多尺度的WHMTM分割，即根据粗尺度上WHMTM分割的稳定性先取得车牌的大致轮廓，然后在粗分割的基础上，根据精尺度上WHMTM分割对边界分割的准确性最终找到车牌的精确位置。由于该方法中各个尺度的分割阈值都是根据大量实验进行经验调节，为了进一步增强系统的稳定性，下一步工作将尝试采用自适应的基于WHMTM的车牌定位方法。

参 考 文 献

- [1] 赵春雪, 戚飞虎. 基于彩色分割的车牌自动识别技术[J]. 上海交通大学学报, 1998, 30(5): 573-576
- [2] 戴青云, 余英林. 一种基于小波和形态学的车牌图像分割方法[J]. 中国图像图形学报, 2000, 5A(5): 411-415
- [3] Crouse M S, Nowak R D, Baraniuk R G. Wavelet-based statistical signal processing using hidden Markov models[J]. IEEE Trans on Signal processing, 1998, 46(4): 886-902
- [4] Romberg J K, Choi H, Baraniuk G. Bayesian tree-structured image modeling using wavelet-domain Hidden Markov model[J]. In Proc. of SPIE: Denver, CO, 1999, 3 816: 31-44

编辑 熊思亮