

基于 Adaboost 的汽车牌照快速定位

潘石柱, 姜伟群, 王令群

(同济大学控制理论与控制工程学院, 上海 200092)

摘 要: Adaboost 算法在人脸定位系统中已经取得了巨大的成功, 该算法简单可靠、学习精度高, 解决了实时检测的速度和精度的矛盾, 而汽车牌照定位是汽车牌照识别系统的首要环节, 定位的准确性和快速性对系统起着关键性的作用。该文提出了基于 Adaboost 的汽车牌照定位算法, 目的是为了寻求一种新的更加高效的车牌定位方法。实验结果证明了该方法的可行性。

关键词: 牌照定位; Adaboost; 矩形特征; 弱分类器; 强分类器

Vehicle License Rapid Location Based on Adaboost

PAN Shizhu, SHU Weiqun, WANG Lingqun

(School of Control Theory and Control Engineering, Tongji University, Shanghai 200092)

【Abstract】 The algorithm of Adaboost has already achieved a great success in system of face location, it's simple reliable and accurate. This algorithm solves the contradiction between speed and precision in real-time object detection. On the other hand. The location of the vehicle license plate is primary step in the vehicle license plate recognition system and the accuracy of locating plays an important role in this system. So this paper presents a new algorithm to locate the license plate based on Adaboost in order to search a new efficient way of license plate location. The result of experiments proves that the algorithm is feasible.

【Key words】 Vehicle location license; Adaboost; Character of rectangle; Weak classifier; Strong classifier

Adaboost 算法是一种分类器算法^[1], 是由 Yoav Freund 和 Robert E.Schapire 在 1995 年提出的, 由于它具有算法简单、学习精度高等优点, 提出后便在机器学习领域得到极大的关注和应用。Holger Schwenk 和 Yoshua Bengio 于 1997 年提出了基于 Adaboost 神经网络的在线字符识别^[2]; Paul Viola 和 Michael Jones 于 2001 年提出了基于 Adaboost 的人脸检测算法^[3]; Chen Xiangrong 于 2004 年提出了基于 Adaboost 的自然环境中的文字检测与读取^[4]。这些应用的实际应用表明: Adaboost 算法能够从根本上解决实时运动目标检测的速度问题, 同时有较好的识别效果。

目前, 车牌定位主要的方法有: 直线边缘检测^[5], 基于神经网络的车牌定位方法, 基于颜色的牌照定位方法和基于灰度的检测方法等, 它们都在某一方面取得了很好的效果, 但是普遍存在着运算量大、占用时间多、误差率高和多目标性能差的不足。在此背景条件下, 本文提出了将 Adaboost 算法应用于车牌定位系统, 为了解决检测速度、定位精度和处理多目标的问题。

1 Adaboost 算法

1.1 算法的基本原理

汽车牌照定位算法可分为离线训练模块和在线识别模块。如图 1 所示, 离线训练模块是通过对大量的真样本和假样本的学习, 形成一系列的弱分类器, 然后依据权重把这些弱分类器组合成强分类器, 这个过程运算量大, 需要时间长。在线识别模块, 是依据离线训练模块得到的强分类器, 对样本进行实时检测与判断, 得出当前窗口是否包含牌照的结论, 因为此过程所需提取的特征值少, 是依据权重、弱分类器的操作, 所以运算量少, 所需时间短。

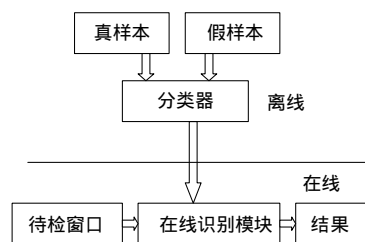


图1 系统组成

Adaboost 算法是利用大量的分类能力一般的简单分类器通过一定方法叠加起来, 构成一个分类能力很强的强分类器。理论证明, 只要每个简单分类器分类能力比随机猜测好, 当简单分类器个数趋向于无穷时, 强分类器的错误率将趋于 0。

在车牌定位系统中, 通过移动窗口法获得大量的包含车牌(真样本)和不包含车牌(假样本)的子窗口, 然后从子窗口内提取能够反映该窗口性质的特征, 而最终目的是通过这些特征判别该子窗口内是否包含着车牌。所以, 该系统是个典型的二值分类问题。

1.2 算法的训练

已知有 n 个训练样本 $\{x_1, y_1\}, \dots, \{x_n, y_n\}$, 其中教师 $y_i = \{0, 1\}$ 对应着样本有无牌照; 同时在训练样本中共有 m 个假样本, l 个真样本; 待分类子窗口中有 k 个简单一维特征, 表示为 $f_j(\bullet)$, 其中 $1 \leq j \leq k$; 对第 i 个样本 x_i , 特征为:

作者简介: 潘石柱(1976—), 男, 博士生, 主研方向: 图像处理, 模式识别, 多媒体信息处理, 数字视频处理等; 姜伟群, 博士、教授、博导; 王令群, 博士生

收稿日期: 2005-06-22 **E-mail:** panshizhu@sohu.com

$f_1(x_i), f_2(x_i), \dots, f_k(x_i)$ 。对一个输入特征 f_j 有一个简单二值分类器。

$$h_j(x) = \begin{cases} 1 & \text{if } p_j f_j(x) < p_j \theta_j \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

分类器由阈值 θ_j , 一个偏置 p_j 决定, 其中偏置 p_j 决定不等式方向, 只有 ± 1 两种情况。

训练目标: 找出最优的 T 个简单分类器, 优化组成一个强分类器。

训练方法:

(1) 设 $w_{t,i}$ 为第 t 次循环中第 i 个样本的误差权重, 对训练样本中的误差权重按如下公式初始化: 对于 $y_i = 0$ 样本,

$$w_{t,i} = \frac{1}{2m}; \text{ 对于 } y_i = 1 \text{ 的样本, } w_{t,i} = \frac{1}{2l};$$

(2) for $t = 1, \dots, T$

1) 权重归一化, 使得 w_t 为 $w_{t,i} \leftarrow \frac{w_{t,i}}{\sum_{j=1}^n w_{t,j}}$;

2) 对于每个特征 j , 训练出其简单分类器 h_j , 确定阈值 θ_j 和偏置 p_j , 使其目标函数 $\varepsilon_j = \sum_i w_{t,j} |h_j(x_i) - y_j|$ 达到最小;

3) 从 b 中确定的简单分类器中, 找出一个具有最小的错误 ε_t 的简单分类器 h_t ;

4) 对所有样本的权重进行更新 $w_{t+1,i} = w_{t,i} \beta_i^{1-e_i}$, e_i 确定方法: 如果 x_i 被正确分类, $e_i = 0$; 相反 $e_i = 1$, $\beta_i = \frac{\varepsilon_i}{1 - \varepsilon_i}$;

(3) 最后的强分类器是:

$$h(x) = \begin{cases} 1 & \sum_{t=1}^T \alpha_t h_t \geq 0.5 \sum_{t=1}^T \alpha_t \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

其中 $\alpha_t = \log \frac{1}{\beta_t}$ 。

以上训练的物理意义可以表达为: 当已经提取的分类器对于某些样本分类正确, 那么减小这些样本的权重。当分类错误, 增加这些样本的权重。这样, 后面训练提取的简单分类器就会更加强化对这些分类错误样本的训练。最终, 通过权重组合所有的弱分类器以形成强分类器。

2 特征值的提取

选择合适的特征对于车牌定位的正确性至关重要。出于车牌定位鲁棒性和实时性的要求, 选择的特征必须满足以下 2 点要求: (1) 对于车牌特征有本质的反映, 受噪声影响越小越好; (2) 选择的特征便于提取, 在计算机上实现简单而且运算快速。

首先, 对真样本的所有像素在 x 和 y 方向上进行差分累加, 得到了如图 2 的图像模式。分析该图像可以得出: x 方向的差分在子窗口中间区域有较大的变化, 而上下端变化平缓; y 方向的差分在子窗口的上端和下端有较大的变化量, 而中间变化平坦。

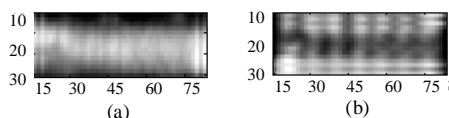


图 2 差分图像 (x 轴差分 y 轴差分)

为了获得样本中能够反映此规律的特征, 依照人脸识别中的矩形特征^[3], 根据牌照自身的纹理走向, 设计出了如图 3 的矩形, 来实现牌照图像的矩形特征^[3], 由此可以获得样本的像素分布特征、 x 方向差分特征和 y 方向差分特征, 它是

Adaboost 算法分类的依据, 矩形特征的值是指图像上两个或者多个矩形内部所有像素灰度值之和的差值。

在提取矩形特征的过程中, 可以使用一种叫积分图像^[3]的方法来减小计算量。通过积分图像的方法, 在整个检测过程中, 只需扫描原图一遍。在 Viola 的系统中, 每个矩形特征值的计算都最多只需要从积分图像中取 9 个元素做加法, 这是利用积分图像方法速度非常快的原因。

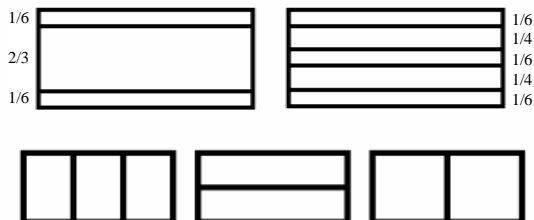


图 3 矩形特征

另外, 中国的牌照一般为蓝底白字, 黄底黑字, 黑底白字和白底红字, 所以真样本在子窗口区域有比较分明的背景和前景, 相对应的灰度图直方图显示出明显的波峰和波谷。

3 实验与结果

实验中, 需要大量的真样本和假样本来训练和测试算法。我们随机抽取现场拍摄到的含车辆和不含车辆图像, 然后手工截取和标识后得到真样本 3 500 幅, 假样本 1 500, 简单示例如图 4 所示。

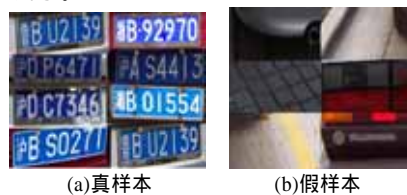


图 4 实验样本

3.1 样本的离线训练

在离线训练的过程中, 通过 Adaboost 算法选取得到了 100 个弱分类器, 它们分布在上述所描述的特征中。图 5 给出了 0~500 个弱分类器组合时强分类器的错误率, 可以得出: 训练样本的误识率随着弱分类器的增多急剧下降, 到达 200 个弱分类器以后错误在 0.1 以下。同时可以看出, 单个弱分类器的误分率值一直维持在 0.45 左右, 而总体误分率却急剧下降, 表明单个弱分类器对强分类器的影响很小, 而且强分类器随着弱分类器的增加而错误率减小。这说明了随着弱分类器的无限增加, 强分类器的错误率能够趋于 0。

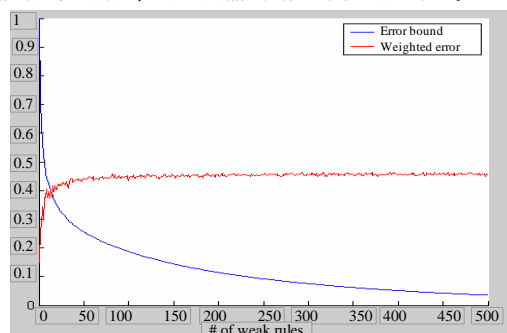


图 5 训练样本的错误率

3.2 在线检测和定位

运用上述得到的强分类器以 8 帧/s 的速度检测和定位车牌。通过对 200 帧图像进行分析和统计, 结果获得了 81% 的

(下转第 214 页)

Step5 根据用户需要,检索到的关系 r_1, r_2, \dots, r_n ,生成检索表达式 $S_1=(r_1)^*, S_2=(r_2)^*, \dots, S_n=(r_n)^*$;

Step6 在语义检索模型中依次读入 S_i ,得到相关概念集,利用权值计算公式对概念进行排序,权值越大表明优先级越高;

Step7 由相关概念集取得相关结果集,根据实例反馈因子对结果集进行排序,排序后的最终结果返回用户;

Step8 根据用户的选择记录反馈因子,为后继检索提供帮助。

3 系统实现框架

我们设计了如图3所示的实验系统。在设计中采用面向对象的组件化方法,拟建立一个以中间件形式存在的、标准的、可配置、复用的、灵活的通用软件框架。

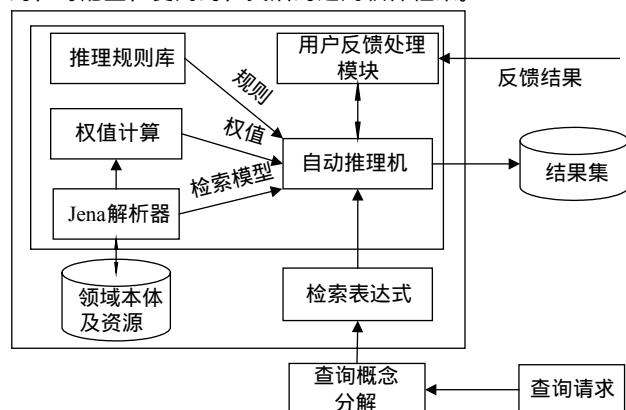


图3 系统实现框架

系统各模块主要功能如下:

(1)查询概念分解:若用户输入的查询请求包含多个概念,则根据领域本体中的定义,将其分解,便于查询;

(2)检索表达式:该模块根据分解的概念,生成查询表达式;

(3)领域本体及资源:采用 RDF Schema 作为领域本体的描述语言,相关资源或实例则利用 RDF 进行描述;

(4)Jena 解析器:惠普实验室发布的语义网开发工具包 Jena2.0 提供了对 RDF/RDFS 的全面支持,可以方便地解析由 RDF/RDFS 描述的资源或本体^[5];

(5)权值计算:利用权值计算公式,对概念之间的权值进行计算,为推理提供依据;

(6)推理规则库:包括 W3C 推荐标准中定义的 34 种 RDF/RDFS 蕴含和闭包规则,以及根据领域特征自定义的规则。在推理检索时将选取合适的规则对语义模型进行扩展;

(7)用户反馈模块:收集和整理用户的反馈信息;

(8)自动推理机:该模块是本系统的核心。它在其它各个模块的支持下,实现语义检索算法,完成对语义模型的检索工作,并将结果传送给用户。

4 结论

本文利用自动机理论对检索过程进行建模,将信息的检索过程抽象为有限状态自动机的推理过程。相对于目前的语义检索系统,本方法具有语义模型的自动扩展、相关度和相似度的计算以及引入用户反馈对检索结果进行重新排序等特点。目前,实验系统正在实现当中,将应用在学习资源的智能检索中。但是也存在一些需要改进的地方,如推理规则的匹配问题,权值计算公式中不同关系所占的比重还需要调整等。

参考文献

- 1 Rocha C, Schwabe D, Aragao M P. A Hybrid Approach for Searching in the Semantic Web[C]. The Thirteenth International World Wide Web Conference, 2004-05: 17-22.
- 2 邓志鸿,唐世谓,张 铭等. Ontology 研究综述[J]. 北京大学学报(自然科学版), 2002, 38(5): 730-738.
- 3 Patrick Hayes. RDF Semantics[EB/OL]. <http://www.w3.org/TR/rdf-sem/>, 2004-02.
- 4 王晓宇,熊 方,凌 波等. 一种基于相似度分析的主题提取和发现算法[J]. 软件学报, 2003, 14(9): 1578-1585.
- 5 Carroll J, Dickinson I, Dollin C. Jena: Implementing the Semantic Web Recommendations[C/OL]. The Thirteenth International World Wide Web Conference, <http://www.w3.org/2004/proceedings/docs/2p74.pdf>, 2004-05.

(上接第 188 页)

识别率和 6.5% 的识错率。其中识错方位一般集中于车身文字的区域。实时车牌定位如图 6。



图6 检测和定位结果

4 结论

车牌检测与定位是一个十分困难而又非常有意义的模式识别问题之一,该文提出了一种基于 Adaboost 算法的车牌定位方法,实验结果表明,将 Adaboost 应用到车牌检测与定位的方法是简单有效的。但目前的识别率仍然不高,并且检测时间帧数偏低。下一步工作将引入 Adaboost 算法的层叠分类器和采用径向基神经网络作为弱学习器的途径来提高运行速度和识别率。

参考文献

- 1 Freund Y, Schapire R E. A Decision-theoretic Generalization of On-line Learning and an Application to Boosting[J]. Journal of Computer and System Sciences, 1997, 55(1): 119-139.
- 2 Schwenk H, Bengio Y. Adaboosting Neural Networks: Application to On-line Character Recognition[C]. International Conference on Artificial Neural Networks, 1997: 967-972.
- 3 Viola P, Jones M. Robust Real Time Object Detection[C]. Proc. of IEEE Workshop on Statistical and Computational Theories of Vision, 2001.
- 4 Chen Xiangrong, Yuille A L. Detecting and Reading Text in Natural Scenes[C]. Proceedings of the IEEE Computer Society Conference, 2004: 366-373.
- 5 Kamat V, Ganesan S. An Efficient Implementation of the Hough Transform for Detecting Vehicle License Plate Using DSP's[C]. proc. of Real-time Technology and Applications Symposium, D.C., USA, 1995: 58-59.