

一种基于 Adaboost. M1 的车型分类算法

卞建勇¹, 徐建闽², 杨 洋¹, 朱彩莲¹

(1 东莞职业技术学院 电子工程系, 广东 东莞 523808; 2 华南理工大学, 广东 广州 510640)

摘 要: 神经网络分类器存在容易出现过学习、欠学习、陷入维数灾以及局部最小等问题, 支持向量机分类器也存在运算比较复杂, 模型选择和核函数的构造比较困难的问题, 而贝叶斯分类器只有在训练样本数趋于无穷时, 训练结果才趋于真实的模型, 因此, 提出了一种基于 Adaboost. M1 理论的车型分类算法, 该算法简单易用, 只需要寻找一个精度比随机预测略高的弱分类器, 不需要调节任何参数, 不需要先验知识, 而且有足够的理论支持. 最后通过实验验证了该算法进行车型分类的有效性.

关键词: Adaboost. M1; 车型分类; 弱分类器

中图分类号: TP31

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2011)06-0201-04

A Vehicle Classification Algorithm Based on Adaboost. M1

BIAN Jian-yong¹, XU Jian-min², YANG Yang¹, ZHU Cai-lian¹

(1 Department of Electronics, Dongguan Polytechnic, Dongguan 523808, China;

2 South China University of Technology, Guangzhou 510640, China)

Abstract: Neural network classifiers have problems of over learning, less learning, fall into curse of dimensionality or local minimum, and support vector machine classifiers also have problems of more complex operations, model selection and construction of kernel function is more difficult, and Bayesian classification only in the number of training samples tends to infinity, the training results of the model tends to true. This paper presents a vehicle classification algorithm based on Adaboost. M1. The algorithm is simple to use, and just need to find a weak classifier which's precision slightly higher than the random prediction, without adjusting any parameters, no prior knowledge, and there is sufficient theoretical support. Finally, experimental results demonstrate the effectiveness of the vehicle classification algorithm based on Adaboost. M1.

Key words: Adaboost. M1; vehicle classification; weak classifier

1 引言

目前常用的基于视频图像处理的车型分类算法通常从待识别车辆图像中提取出能描述该类车辆又能与其他类车辆相区分的特征, 再利用分类器对提取出的特征进行分类^[1-6], 从而实现车型分类的目的. 这些分类器主要有神经网络分类器^[1-2]、支持向量机分类器^[3-5]和贝叶斯分类器^[6]. 训练好的神经网络分类器通常能够达到很好的分类效果, 但是神经网络分类器本身存在隐层结构无规律可循, 容易出

现过学习、欠学习、陷入维数灾以及局部最小等问题, 在一定程度上降低了神经网络的实际应用效果. 支持向量机(SVM)被看作是对传统学习分类算法的一个好的替代, 克服了维数灾和局部最小的问题, 特别在小样本、非线性情况下, 具有较好的泛化能力, 但是支持向量机法也存在运算比较复杂, 模型选择和核函数的构造比较困难的问题. 贝叶斯分类器, 将统计数据以条件概率的形式融入模型, 将先验知识和后验数据无缝结合, 克服了神经网络只能处理定量信息的缺点, 当条件或行为发生变化时, 不需要

收稿日期: 2010-09-10; 修回日期: 2010-12-20

基金项目: 广东省工业科技攻关计划项目“基于视频检测的关联交叉口群智能控制系统的研究与实现”(# 2005A10101001)

对模型进行调整,具有很好的泛化能力,但是诸如贝叶斯分类器这样的传统的统计学习分类器的前提是样本趋于无穷大时的渐进理论,只有当训练样本数趋于无穷时,训练结果才趋于真实的模型,在实际应用中,这一前提很难得到满足。

Boosting 算法是近十几年被提出的专门为分类问题而设计的算法,其基本思想就是找出若干个精度比随机预测略高的弱分类器,再将这些弱分类器组合成一个高精度的强分类器。Kearns 等^[7]证明了,只要有足够多的数据,弱分类算法就能够通过集成的方式,生成任意高精度的强分类算法。1997 年, Freund 等^[8]为了使 Boosting 算法适合实际应用,提出了 Adaboost (Adaptive Boosting) 算法。目前,已经有很多关于 Adaboost 算法与其他算法的应用相比较的论文^[9-10]公开发表,这些论文通过实验证明了其性能的优越。在 1998 年的统计学年报里, Breiman^[11]甚至将基于树的 Adaboost 算法誉为是“世界上最好的现货供应(off-the-shelf)分类器”。因此,本文对 Adaboost. M1 算法进行扩展并将其应用于视频车辆的车型分类。

2 Adaboost. M1 理论

在 Adaboost. M1 算法^[8]中,每个用来训练的样本被赋予一个权重,权重的大小代表了该样本被下一个弱分类器列入训练样本集的概率。如果某样本能被当前弱分类器准确分类,则在构造下一个弱分类器的训练样本集时,该样本被选中的概率就被降低;相反,如果某样本没能被当前分类器正确分类,则它的权重就被相应提高。通过此方法,Adaboost 算法能逐渐聚焦于难学习的样本。

首先考虑一个二分类问题,并假设训练样本集为: $S = \{(x_1, y_1), \dots, (x_m, y_m)\}$, 其中, x_i 属于实例空间 X , 有 $x_i \in X$; y_i 是类别标志, y_i 属于类别空间 Y , 有 $y_i \in Y \in \{+1, -1\}$ 。初始化时对所有的训练样本赋予相同的观测权重 $1/m$, 然后, 使用弱分类器对训练集进行训练。每次训练后, 根据训练结果更新训练样本的观测权重, 并按照新的权重分布进行训练。反复迭代 T 轮, 最终获得一组弱分类器序列 $h_1, \dots, h_T$, 每个弱分类器都具有一定的权重, 分类效果好的弱分类器观测权重较大, 反之较小。最后, 通过加权的方法合并全部弱分类器, 进而生成最终的强分类器 H 。具体的算法过程如下:

(1) 给定训练集 $S = \{(x_1, y_1), \dots, (x_m, y_m)\}$, 其中, $x_i \in X, y_i \in \{+1, -1\}$;

(2) 初始化训练样本的观测权重 $D_1(i), D_1(i) = 1/m, i = 1, \dots, m$;

(3) 对于 $t = 1$ 到 T (T 为要选择的弱分类器个数), 执行:

① 使用有权重分布的训练集学习, 得到一个弱分类器 h_t ;

② 计算 h_t 的训练误差

$$\epsilon_t = \frac{\sum_{i=1}^m D_t(i) [[h_t(x_i) \neq y_i]]}{\sum_{i=1}^m D_t(i)}, \text{ 其中, } "[[\cdot]]" \text{ 为布}$$

尔型函数, 有 $[[\text{true}]] = 1, [[\text{false}]] = 0$, 如果 $\epsilon_t = 0$ 或者 $\epsilon_t \geq 1/2$, 则令 $T = t - 1$ 并跳出循环;

③ 计算 $\alpha_t, \alpha_t = \frac{1}{2} \ln \frac{1 - \epsilon_t}{\epsilon_t}$;

④ 更新权重 $D_{t+1}(i) =$

$$\frac{D_t(i) \exp[-\alpha_t y_i h_t(x_i)]}{Z_t}, \text{ 其中, } Z_t \text{ 是归一化因子, } Z_t = \sum_{i=1}^m D_t(i) \exp[-\alpha_t y_i h_t(x_i)].$$

(4) 输出最终的强分类器

$$H(x) = \text{sign}(\sum_{t=1}^T \alpha_t h_t(x)).$$

Adaboost. M1 算法比其他机器学习算法有很多优点。首先, 它简单易用, 除了迭代次数 T 以外, 不需要调节任何参数; 其次, 它不需要先验知识; 再次, 寻找一个精度比随机预测略高的弱学习算法比寻找高精度的强学习算法要容易的多; 最后, 它具有理论支持, 只要有足够的数据以及弱分类器就能够达到任意预测精度。

3 基于 Adaboost. M1 的车型分类算法

Adaboost. M1 算法最初是针对二分类问题而提出的, 多类分类问题是二分类问题的扩展, 因此, 只需将多类分类问题分解成一系列的二分类问题即可。具体分解方法就是先将所有类别划分为两个子类, 再将每个子类进一步划分为两个次级子类, 如此逐级分类, 直到获得每个待分类类别为止, 最终得到一个倒立的二叉分类树。

本文采用 Hu 的七种不变矩^[12]作为车型分类的分类特征, 对分割出来的真实车辆沿着水平、垂直两个方向进行灰度投影得到灰度投影直方图(如果检测出车辆有倾斜, 则先对车辆进行倾斜校正), 然后将车辆灰度投影直方图数据带入 Hu 的七种不变矩计算公式, 求出车辆的车型特征向量, 最后通过层

此方法将 Adaboost, M1 算法扩展到多类车型分类识别,即:按照二分类的处理方法,使用 Adaboost, M1 作为二分类器,先将车辆二分成“大型及拖挂车”和“小型及摩托车”两类,然后将“大型及拖挂车”二分成“拖挂车”和“大型车”两类,接着将“小型及摩托车”二分成“摩托车”和“小型车”两类,最后将“大型车”二分成“大客车”和“大货车”两类,将“小型车”二分成“小客车”和“小货车”两类. 整个分类过程共需要训练 5 个不同的 Adaboost, M1 二分类器,并将车辆分类为摩托、小客、小货、大客、大货及拖挂六类.

4 基于 Adaboost, M1 的车型分类实验

本文采用大恒 VT142 视频采集卡进行视频图像采集,采集的视频图像像素大小为 240×320,并使用 Visual C++ 6.0 在 Intel(R) Pentium(R) D 3.00 GHz CPU 1 GB 内存的研祥工控机上进行编程实验,相关实验结果如下.

首先采用基于灰度投影和矩的特征提取算法对车型分类特征进行提取. 对图 1 所示的通过车辆分割算法提取出来的略微倾斜的轿车的原始灰度图,首先对其进行水平方向灰度投影,获得的水平方向灰度投影直方图如图 2 所示,由于该车有轻微倾斜,

因此在进行垂直方向灰度投影前先对其进行旋转校正,轿车经旋转校正后的灰度图像如图 3 所示,再对图 3 进行垂直方向灰度投影获得的垂直方向灰度投影直方图如图 4 所示;使用同样的算法,对图 5 所示的大客车进行水平方向投影获得的水平方向灰度投影直方图如图 6 所示,其对应的垂直方向灰度投影如图 7 所示;对图 8 所示的大客车进行水平方向投影获得的水平方向灰度投影直方图如图 9 所示,其对应的垂直方向灰度投影如图 10 所示;对图 11 所示的拖挂车进行水平方向投影获得的水平方向灰度投影直方图如图 12 所示,其对应的垂直方向灰度投影如图 13 所示;对图 14 所示的摩托车进行水平方向投影获得的水平方向灰度投影直方图如图 15 所示,其对应的垂直方向灰度投影如图 16 所示. 其他车辆依此类推,在车辆经过水平和垂直方向灰度投影后分别对其进行基于 Hu 的七种不变矩的矩特征计算,并对矩特征进行归一化,最后将计算出的归一化后的车辆矩特征向量作为输入数据传送给 Adaboost, M1 分类器进行车型分类. 经编程分别对图 1、图 5、图 8、图 11 和图 14 所示的车辆进行车型分类后获得的车型分类结果分别如图 17、图 18、图 19、图 20 和图 21 所示.



图 1 倾斜轿车的原始灰度图



图 2 轿车平方向灰度投影图



图 3 轿车的旋转校正图

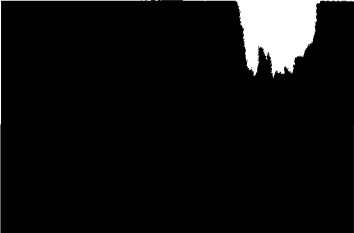


图 4 轿车垂直方向灰度投影图

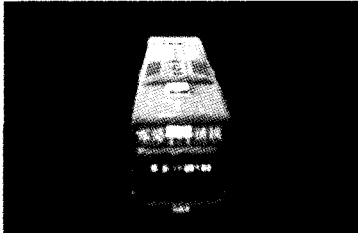


图 5 大客原始灰度图



图 6 大客水平投影图

在 Adaboost, M1 车型分类器的训练过程中,对每个训练过程均人工选取待分类车型的车辆各 100 辆作为训练样本,因此,共使用了 600 个训练样本为六类车辆二分类器进行训练. 分类器训练好后,再另外人工选取各种车型车辆各 100 辆进行分类器分类效果测试. 基于 Adaboost, M1 分类器的车型分类测

试结果如表 1 所示.

表 1 Adaboost, M1 车型分类测试结果

车型	摩托	小客	大客	小货	大货	拖挂	总体评价
测试样本数	100	100	100	100	100	100	600
正确分类数	92	89	90	73	68	61	473
分类精度/%	92	89	90	73	68	61	78.8

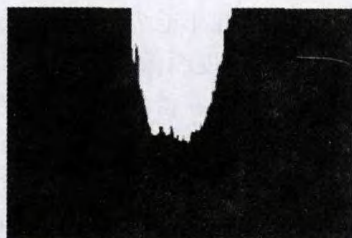


图 7 大客垂直投影图

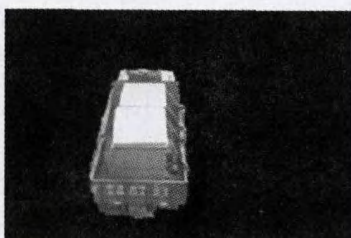


图 8 大货原始灰度图



图 9 大货水平投影图



图 10 大货垂直投影图



图 11 拖挂原始灰度图



图 12 拖挂水平投影图



图 13 拖挂垂直投影图



图 14 摩托原始灰度图



图 15 摩托水平投影图



图 16 摩托垂直投影图

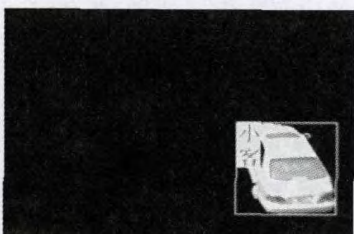


图 17 小客分类结果



图 18 大客分类结果

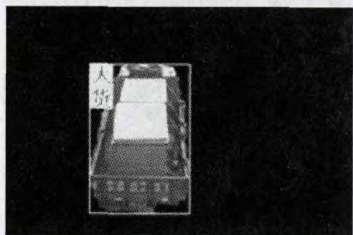


图 19 大货分类结果



图 20 拖挂分类结果



图 21 摩托分类结果

通过表 1 所示的车型分类测试结果可见,摩托、小客和大客由于其外表面比较固定,因此这几类车的分类精度比较高;而小货、大货和拖挂会因其装载的货物的不同而投影出差异比较大的投影图像,因此这几类车的分类精度稍低。

5 结束语

为了克服常用的神经网络分类器、支持向量机分

类器和贝叶斯分类器等存在的问题,本文提出了一种基于 Adaboost. M1 理论的车辆分类算法,该算法提出寻找若干个精度比随机预测略高的弱分类器,再将这些弱分类器以一定的加权组合成一个高精度的强分类器,该算法已经被广大学者证明了其理论上的可行性,而且该算法不需要调节任何参数,不需要先验知识,极其简单易用。本文最后对其进行了实验验证,实验结果证实了该算法的有效性。(下转第 208 页)

的检索性能,但提高幅度不高,图像检索的性能依然较低。而基于感兴趣区域多特征加权融合的图像检索具有更好的检索性能,而且可以检索局部相似图像,并非全局相似图像。

7 结束语

本文的研究重点及创新点在于:图像检索采用加权融合图像感兴趣区域的三种特征,而且有效地降低了特征维数,计算简单,对平移和旋转不敏感,在一定程度上符合用户的检索意图。实验结果表明:基于感兴趣区域多特征加权融合的图像检索算法明显改善图像检索的性能,具有一定的应用价值。

参考文献:

- [1] 贾林. 基于多特征的图像检索技术研究[D]. 青岛: 中国海洋大学, 2005:1-3.
- [2] Harris C, Stephens M. A Combined Corner and Edge Detector[C]//Proceeding of the 4th Alley Vision Conference, Manchester, UK, 1998:147-151.
- [3] Schmid C, Mohr R, Bauckhage C. Evaluation of interest point detectors[J]. International Journal of Computer Vision, 2000, 37(2):151-172.
- [4] 孔凡辉, 柏晓辉, 竺如生. 基于多特征融合的图像检索方法[J]. 哈尔滨商业大学学报, 2010, 26(3):349.
- [5] 韩合民, 郭宝龙, 赵连凤. 基于兴趣点颜色及纹理特征的图像检索算法[J]. 计算机工程, 2008(5):184-186.
- [6] 高美真, 申艳梅. 基于颜色直方图的图像检索技术[J]. 微电子学与计算机, 2008, 25(4):25-27.
- [7] Haralick R M. Textural Features for Image Classification[J]. IEEE Transactions on System, Man and Cybernetics, 1973, 3(6):610-621.
- [8] 王惠明, 史萍. 图像纹理特征的提取方法[J]. 中国传媒大学学报, 2006, 13(1):50-52.
- [9] Vladimir Petrovic. Subjective Tests for Image Fusion Evaluation and Objective Metric Validation[J]. Information Fusion, 2007, 8(2):208-216.
- [10] 焦蓬蓬, 郭依正. 特征级数据融合在医学图像检索中的应用[J]. 计算机工程与应用, 2010, 46(6):217.

作者简介:

唐朝霞 女, (1978-), 讲师, 硕士. 研究方向为算法与程序设计、模式识别.

章 慧 女, (1970-), 硕士, 副教授. 研究方向为计算机应用、模式识别、数据挖掘.

(上接第 204 页)

参考文献:

- [1] Goyal A, Verma B. A neural network based approach for the vehicle classification[C]// IEEE Symposium on Computational Intelligence in Image and Signal Processing, IEEE, 2007:226-231.
- [2] Xiaobin L, Hui F, Jianmin X. Automatic vehicle classification based on video with BP neural networks[C]// 4th International Conference on Wireless Communications, Networking and Mobile Computing. Dalian, 2008:1-3.
- [3] Thi T H, Robert K, Lu S, et al. Vehicle classification at nighttime using eigenspaces and support vector machine[C]// Congress on Image and Signal Processing. Sanya, 2008:422-426.
- [4] 曹洁, 李浩茹, 陈继开. 基于支持向量机的车型分类的设计[J]. 科学技术与工程, 2007, 7(22):5962-5965.
- [5] 葛广英. 基于 svm 的车型检测和识别算法[J]. 计算机工程, 2007, 33(6):6-8, 11.
- [6] Judea Pearl. Reverend Bayes on Inference Engines: A Distributed Hierarchical Approach[C]// Proceedings AAAI National Conference on AI. Pittsburgh, Pa, 1982:133-136.
- [7] Kearns M, Valiant L G. Cryptographic limitations on learning boolean formulae and finite automata[J]. Journal of the ACM, 1994, 41(1), 67-95.
- [8] Freund Y, Schapire R E. A decision-theoretic generalization of the on-line learning and an application to boosting[J]. Journal of Computer and System Sciences, 1997, 55(1):119-139.
- [9] Bauer E, Kohavi R. An empirical comparison of voting classification algorithms: Bagging, boosting, and variants[J]. Machine Learning, 1999, 36(1/2):105-139.
- [10] Schapire R E, Freund Y, Bartlett P, Lee W S. Boosting the Margin: A new Explanation for the Effectiveness of Voting Methods[J]. The Annals of Statistics, 1998, 26(5):1651-1686.
- [11] Breiman L. Arcing Classifiers (with Discussion)[J]. The Annals of Statistics, 1998, 26(3):801-849.
- [12] Hu M K. Visual pattern recognition by moment invariants[J]. IRE Transactions on Information Theory, 1962, 8(2), 179-187.

作者简介:

卞建勇 男, (1980-), 博士, 讲师. 研究方向为计算机视觉及嵌入式系统应用.