

AdaBoost 及其改进算法综述^①

廖红文, 周德龙

(浙江工业大学 计算机科学与技术学院, 杭州 310000)

摘要: AdaBoost 算法是目前人脸检测领域最有效的方法之一, 自该算法提出以来, 很多研究者做了深入的研究分析和改进工作。基于 AdaBoost 算法受到众多研究者的重视, 综述了 AdaBoost 及其改进算法。从 AdaBoost 算法出发, 着重分析了 AdaBoost 算法的优缺点, 并以此为基础对其改进算法作系统的分析和介绍, 对改进算法进行了简单归类。最后, 指出了算法未来的几个发展方向。

关键词: AdaBoost; 分类器; 特征; 人脸检测; 积分图像

Review of AdaBoost and Its Improvement

LIAO Hong-Wen, ZHOU De-Long

(School of Computer Science and Technology, Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310000, China)

Abstract: The AdaBoost algorithm is one of the most effective methods in area of Face Detection. Since this algorithm has been proposed, many indepth research and analysis and improvement was provided by researchers. This paper reviewed AdaBoost algorithm and its improvement. Beginning with AdaBoost algorithm, we focus on analyzing the advantages and disadvantages of AdaBoost algorithm. After this, we made systematic analysis and presentation on these improvements, including simple classification. Finally, we conclude with several promising directions for future research.

Key words: AdaBoost; classifier; feature; face detection; integral image

近年来人工智能技术发展日益成熟, 人脸检测问题是其中的一个研究热点^[5], 在几十年的研究过程中, 许多研究者提出了有效的检测方法。1995年 Freund 和 Schipare^[1,2]提出的 AdaBoost 算法是第一个实时的人脸检测算法, 与以前的方法相比, AdaBoost 算法在速度上取得了非常大的成功。在此基础上 Viola 和 Jones^[3,4]又提出了积分图像和级联器的概念, 结合 AdaBoost 算法取得了一个里程碑式的成功。国内外众多学者对 AdaBoost 算法进行了深入的研究和分析, 提出了诸如类别不平衡、退化、过拟合等极具代表性的问题, 针对这些算法缺点研究者提出了许多改进算法, 这里阐述了 AdaBoost 及其基础之上的改进算法的研究情况, 并对各种方法作了简要的分析。

1 AdaBoost算法

1995年 Freund 和 Schipare 提出了 AdaBoost^[1]算法, AdaBoost 算法其实可以看成 Hedge(β)算法的拓展或具体应用版本, 也是 WMA 算法的简化^[7]。AdaBoost 对每个训练样本都分配一个权重, 每次迭代都对权重进行调整, 被分类错误的样本权重得到提升, 正确分类则减少权值, 通过一个或几个简单分类器的投票获得一个强分类器。算法一般过程如下:

准备训练样本, 并对样本进行标记和权值初始化, 样本权值代表的是该样本在判定体系中的重要程度, 权值越大则表示有更多的话语权; 选取一个特征, 这里用的是灰度特征, 即对图像灰度值的运算; 算法选取的特征有一个要求, 即对样本集的正确判定大于错误判定, 这样选取的特征才有意义; 特征选取之后更

^① 收稿时间:2011-08-29;收到修改稿时间:2011-09-24

新样本权值, 主要原则是加大被误判的样本权值, 这样使得选出的特征会把重心放在那些错误判定的样本上, 进而能达到正确区分所有样本的目的; 将多个这样的特征联合起来, 就组成了一个相对较好的弱分类器, 算法会训练出多个这样的弱分类器, 通过级联的方式组织起来, 成为一个可靠的分类器。

AdaBoost 的训练过程中, 每次迭代都会对那些分类错误的样本进行加权, 当多个这样的样本多次被分类错误以后, 它们的权重过大, 进而左右误差的计算和分类器的挑选, 使分类器的精确度下降。这就是非常典型的“退化问题”。这些样本往往都是靠近分类边界的样本, 称为临界样本。临界样本使得训练的“退化问题”加剧, 但也是提升分类器精确度的必需品。

在人脸检测问题中, 现实中人脸的数目要远远小于非人脸数, 负样本的范围非常广, 样本集往往无法精确表示, 正负样本的数量差距很大, 分类器会关注大容量样本, 导致分类器不能较好地完成区分小类样本的目的。“数据不平衡问题”也是 AdaBoost 的一个典型难题。

2 基于 AdaBoost 的改进算法

AdaBoost 变体算法主要有两个方向, 一是 Boosting 家族系列算法, 可看作是 AdaBoost 算法的横向发展, 涂承胜做过综合阐述; 二是 AdaBoost 算法的纵向发展, 是对 AdaBoost 算法本身的改进和推广, 以及结合其他算法而产生的新方法, 这是我们的重点。

AdaBoost 实用而简单, 自出现以来就受到了广大学者的追捧, 对 AdaBoost 算法的改进主要集中在以下三个方面: 一是调整权值更新方法, 以达到提升分类器性能, 减缓退化等效果; 二是改进 AdaBoost 的训练方法, 使 AdaBoost 方法能更高效地进行拓展; 三是结合其他算法和一些额外信息而产生的新算法, 达到提高精确度的目的。

2.1 权值更新方法的改进

在人脸检测的任务中, 主要是区分人脸和非人脸, 人脸在这里是小样本, 在训练过程中样本重心会逐渐向非人脸样本倾斜, 针对这个数据不平衡问题 Viola 和 Jones 提出了一个非对称的 AdaBoost 方法^[4], AsymBoost 在正负样本出现误检时给出不同的权值更新方式, 增大正样本的比重, 减小负样本的比重, 以期使样本重心达到平衡。不过在文中 Viola 和 Jones 也坦言这个办法的效果也很一般, 因为 AdaBoost 会自动

地平衡各样本权值, 而不管是正负样本, 并且对出现难样本时权重也会偏高, 并不能达到抑制的作用。

Allende 等人提出了 RADA 算法^[29], 该算法是对原算法中误分类样本权值抑制的方法。算法最突出的贡献有三点: 第一点是对的抑制,

$$\alpha_t = \begin{cases} \frac{1}{2} \sqrt{\ln\left(\frac{1-\varepsilon_t}{\varepsilon_t}\right)} + \alpha_\gamma & \varepsilon_t < \gamma \\ \frac{1}{2} \ln\left(\frac{1-\varepsilon_t}{\varepsilon_t}\right) & \varepsilon_t \geq \gamma \end{cases}$$

第二点, 用当前层分类器来判断样本是否分类正确, 而非原算法中的当前弱分类器, 第三点, 增加 age 变量记录误分类情况, 并作了阈值限制, 这里有效缓解了过拟合的问题。RADA 比传统 AdaBoost 算法更加稳定, 有效解决了误分类样本权值偏高的问题。

NAdaBoost^[21]算法是一个非常具有代表性的算法, 主要思想是设置困难样本的权值上限, 达到减缓过学习的问题。此外, cost-sensitive 代价敏感算法^[35]也能达到类似的目的。选择性样本权重更新方法, 在训练过程中引入了 FPR 和 FNR 参数, 根据 FPR 和 FNR 来调整权值的更新, 达到了优化分类器的效果。蒋焰、丁晓青^[24]提出了多步校正的算法, 即在调整权值时考虑前面多个分类器的情况, 训练出的分类器性能有小幅度提升, 是一个以效率换精度的方法。

2.2 训练方法的改进

AdaBoost 另一个发展方向是对训练方法的改进。AdaBoost 的应用不太广泛, 其中一个最重要的原因就是训练所需的时间太长, 造成应用 AdaBoost 算法的系统拓展非常困难, 不够灵活。为此, 许多学者在提高 AdaBoost 训练速度上作了许多努力。

Stan 等人提出了 FloatBoost 算法^[8,17]。FloatBoost 着力于打造一个高性价比的分类器, 算法的精髓在于替换表现不好的弱分类器, 使得达到相同效果强分类器采用的特征数远小于 AdaBoost 算法。算法还对有一个能控制分类器性能的特性。FloatBoost 在训练上更为繁琐, 但在检测效果上有显著地提升。SemiBoost^[6]算法也同样是致力于提高分类器的性能。

Baumann 等人提出了 SEAdaBoost 算法^[33]。Baumann 从人脸的对称性出发, 他认为每轮训练中找到一个分类器时, 那么在这个特征的对称区域也必然会存在一个错误率较低的分类器, 这个区域和训练中找到的

特征区域并非绝对的对称,而是有一定的浮动空间,这是由样本的特征所决定的。为了排除掉错误率较高的对称分类器, Baumann 设定了一个阈值来限定,他要求对称分类器和原分类器的正确率误差不能超过 0.025。与原算法相比, SEAdaBoost 每轮获得两个分类器,从这点上分析它会比原算法减少一半的时间。

Merler^[26]等人提出了 AdaBoost 的并行计算方法 P-AdaBoost 算法。其主要思想是,将 AdaBoost 训练过程分为两个阶段,第一阶段和原算法一样,经过多轮训练,获得一个较为可靠的样本分布 $\omega_i(s)$,第二阶段采用并行方法提高训练效率,训练中不再对样本权值进行更新,而统一采用 $\omega_i(s)$,最后的输出为

$$H(x) = \sum_{s=1}^T c_s M_s(x), \text{ 其中 } c_s = \frac{1}{2} \ln\left(\frac{1-e_s}{e_s}\right).$$

采用这种方法能大大减少训练成本,与原算法相比,多了 S 轮的样本分布初始化工作,并且避免了差样本因多次分类而造成权值过大的问题。

贾彗星^[22]提出了一种动态裁剪样本的方法,在每轮的训练过程中裁剪掉权重偏小的样本,减少了运算量,提高了训练的速度。当训练出的分类器错误率过高时又扩大样本的数量,重新训练分类器,通过这种选取有少量强代表性样本进行训练来提升训练速度。这个方法效果非常显著,只是当裁剪量过大时准确度会下降,过小效果又不明显,这里阈值选择是重点。

2.3 多算法结合的改进

AdaBoost 算法发展的第三个方面是结合其他算法或信息而产生的新算法。Songyan^[18]提出一个人来检测框架,首先用肤色模型对检测图像进行过滤,选出候选区域,而后再用 AdaBoost 算法在候选区域进行精确定位。Wladystaw^[40]提出 AdaBoost 的聚合应用模式,综合算法对人脸和人眼的信息进行定位,这种方法提高了算法的精确度。

Vector Boosting^[15]是 AdaBoost 算法结合投影思想的一个新算法,它实现了多视角的人脸检测。多视角检测的基本原理是对 AdaBoost 算法训练的分类器进行投影,投影的方向即是多个视角,Chang 他们用向量来表示投影。系统可检测平面旋转小于 45°,立体旋转小于 90°的目标。该算法拓展了应用范围,适应性更强。

目前有许多结合 AdaBoost 和 SVM 的新算法,但他们却并不相同,原因在于结合点不同。张晓龙等提出 boost-SVM^[19]算法,他用 SVM 算法取代 AdaBoost

算法中的穷举法来选出简单分类器, SVM 算法训练出来的简单分类器准确率比传统 AdaBoost 方法平均性能要好,新算法的准确率和训练速度比传统 AdaBoost 都有所提升。Xuchun 提出了 AdaBoostSVM 算法^[23],其思想用 SVM 算法训练弱分类器,再用 AdaBoost 算法组合成强分类器,类似还有 BoostingSVM^[14]。

Mahmood 和 Khan^[25]提出了一个 AdaBoost 结合非最大值抑制 NMS 思想的方法,他们的目标是边缘点的提取。算法里,在某个领域内当找到某一个点的响应值大于全局阈值 Gt 的时候,把这个点标记为边缘点,并且停止该区域的搜索。他们通过 early terminating 的方式提高了检测的速度。

Yunlong^[27]提出了 EAdaBoost 算法,是 AdaBoost 结合 k 近邻算法的产物。AdaBoost 算法具有高度拟合的特点,噪声会对训练产生很大的影响, Yunlong 等人在 AdaBoost 算法的基础之上加入了 kNN 算法,对噪声样本进行了有效处理,提高了算法的精确度。EAdaBoost 算法的主要过程如下:

- (a) 准备训练样本,对样本权值进行初始化。
- (b) 计算训练误差,并挑选最优的弱分类器。
- (c) 更新样本权值。
- (d) 用 KNN 算法排除噪声样本,将权值设为 0。

该算法中有两个非常关键的问题,什么样的样本称为噪声样本和每次要处理多少个噪声样本的问题,原文中称之为 suspect sample,算法中取的是那种难于学习、让分类器出错过多的样本。

此外,典型的方法有 AdaBoost 结合 FIEs 模型^[36]、LAC^[37]方法、Fisher 算法^[10]、Particle Filters^[13]、MultiBoosting、Bagging^[9]等而产生的新算法。还有 Junying^[41]提出 AdaBoostRF 算法,结合 Random Forests 和 AdaBoost 的新算法。

2.4 综合方法的改进

除以上三个大方向的改进外,还有许多其他的改进方法。Rong Xiao 等人提出了 Boosting Chain^[11]算法,用链表的方式来组织分类器,算法先用 boosting 特征快速排除大量非人脸窗口,再用 boosting chain 和 SVM 分类器进行再判别,实验效果相比 FloatBoost^[17]还要略好。Zhilie^[28]等人提出了 EMV-AdaBoost 算法 (Embedded Multi-View AdaBoost),在原算法的基本上, EMV-AdaBoost 算法每一轮训练都选取两个弱分类器,也就是算法的 Two-View,误差计算、权值更新和最后的强分类器等关键步骤都是综合这两个分类器

的表现进行计算。EMV-AdaBoost 比原算法在稳定性和泛化方面都有较大的优势。Susnjak 提出了一个并行的级联结构^[34], Zhongying 提出了一个优化级联器的算法^[39]。此外, 还有在特征空间上作出变换的, 轮廓变换特征^[31]、直方图特征^[12], KLBoosting 算法^[16]使用 KL 特征。Jerzy^[30]在 Viola 的基础加入了变种 Haar 特征。还有对 AdaBoost 算法整体进行轻量调整^[20,32], 将 AdaBoost 算法拓展为多类分类问题^[38]等。

3 总结与展望

从人脸检测的问题出发, 结合众多学者近年来对 AdaBoost 算法的研究, 综述了 AdaBoost 及其改进算法的研究现状。

总的来说, AdaBoost 算法的研究改进工作主要集中在以下几个方面: 一是针对 AdaBoost 算法本身过拟合和鲁棒性不强的问题, 对训练中的权值更新方式进行改进; 二是针对 AdaBoost 算法训练耗时、拓展困难的问题, 对训练过程进行加速的尝试; 三是为了提升算法的性能, 或结合某些成熟的算法, 或加入前驱步骤, 或对检测器的结构进行改进, 或对特征空间进行改进等等不一而足。

目前在改进 AdaBoost 算法权值更新方法上, 尚没有一个完美的解答, 权值抑制是一个基本思想, 但存在不同的抑制方法和侧重点。如 Viola 和 Jones^[4]的非对称权值抑制目的是平衡样本重心; NAdaBoost^[21]方法就是一个解决过拟合问题的典型方法, 类似这种阈值抑制采用的具体手段也多种多样。寻找一种能兼顾各方面特点的方法将是广大科研人员研究的重点。

AdaBoost 算法训练时间过长, 带来了拓展困难问题。结合多核技术类似 P-AdaBoost 的并行算法将会是一个行之有效的办法, 不过这可能有点偏离“算法”。另一个方向就是减小样本容量, 引申的一个问题就是如何寻找强代表样本, 动态剪裁^[22]是一个不错的设想。另外, 分类器的数量、精度和结构上的研究方向也值得关注。

最后, 需要指出的是 AdaBoost 算法的改进工作在第三个方向开放性最强, 新算法层出不穷, 算法结合点的不同, 就会形成不同的算法。目前新算法主要的目的在于获得更快的检测速度和更高的精度, 读者可以在提高训练速度和算法强健性的方向上尝试, 在这个方向上的研究还比较少。AdaBoost 在多类划分问题上效率还比较低, 有很大的空间。总之, 各类改进方

式还具有非常广阔的空间, 新的算法也必将不断涌现, 必能获得更加广泛的应用。

参考文献

- 1 Freund Y, Schipare RE. A decision-theoretic generalization of on-line learning and an application to boosting. *Computational Learning Theory: Second European Conference*, 1995: 23–37.
- 2 Freund Y, Schipare RE. Experiments with a new boosting algorithm. *International Conference on Machine Learning*. 1996: 148–156.
- 3 Viola P, Jones MJ. Robust real-time face detection. *International Journal of Computer Vision*, 2004,57(2):137–154.
- 4 Viola P, Jones MJ. Fast and Robust Classification using Asymmetric AdaBoost and a Detector Cascade. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 2002.
- 5 梁路宏, 艾海舟, 徐光佑, 张钊. 人脸检测研究综述. *中国图像图形学报*, 2003.
- 6 Mallapragada PK, Jin R, Jain AK, Liu Y. SemiBoost: Boosting for Semi-Supervised Learning. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2009: 2000–2014.
- 7 Littlestone N, Warmuth MK. The weighted majority algorithm. *Inform and Comput*, 1994: 212–261.
- 8 Li SZ, Zhang ZQ, Shum HY, Zhang HJ. FloatBoost Learning for Classification. *Proc. Neural Information Processing Systems*. Dec. 2002.
- 9 Panda M, Patra MR. Ensemble of classifiers for detecting network intrusion. *Proc. of the International Conference on Advances in Computing, Communication and Control*. 2009.
- 10 Ouyang Y, Tang M, Wang JQ, Lu HQ, Ma SD. Boosting relative spaces for categorizing objects with large intra-class variation. *Proc. of the 16th ACM International Conference on Multimedia*. 2008.
- 11 Xiao R, Zhu L, Zhang HJ. Boosting chain learning for object detection. *9th IEEE International Conference on Computer Vision*. 2003.
- 12 Laptov Improvements of Object Detection Using Boosted Histograms. *BMVC*, 2006.
- 13 Okuma K, Taleghani A, de Freitas N, Little JJ, Lowe DG. A Boosted Particle Filter: Multitarget Detection and Tracking. *LNCS 3021*, 2004.
- 14 Blanco A, Merino MM. Boosting Support Vector Machines

- Using Multiple Dissimilarities. LNCS, 2007:140–47.
- 15 Huang C, Ai HZ, Li Y, Lao SH. Vector boosting for rotation invariant multi-view face detection. *Computer Vision*, 2005.
- 16 Liu C, Shum HY. Kullback-Leibler boosting. *Computer Vision and Pattern Recognition*, 2003.
- 17 Li SZ, Zhang ZQ. FloatBoost learning and statistical face detection. *Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2004.
- 18 Ma SY, Du TC. Improved AdaBoost Face Detection. *Proc. of the 2010 International Conference on Measuring Technology and Mechatronics Automation*. 2010.
- 19 张晓龙,任芳.支持向量机与 AdaBoost 的结合算法研究. *计算机应用研究*,2009.
- 20 Takenouchi P, Eguchi P. Robustifying AdaBoost by Adding the Nave Error Rate. *Neural Computation*, 2004.
- 21 Nakamura P, Nomiya P, Uehara P. Improvement of Boosting Algorithm by Modifying the Weighting Rule. *Annals of Mathematics and Artificial Intelligence*, 2004.
- 22 贾彗星,章毓晋.基于动态权重裁剪的快速 AdaBoost 训练算法. *计算机学报*,2009.
- 23 Li XC, Wang L, Sung E. AdaBoost with SVM-based component classifiers. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2008.
- 24 蒋焰,丁晓青.基于多步校正的改进 AdaBoost 算法. *清华大学学报*,2008.
- 25 Mahmood A, Khan S. Early Terminating Algorithms For AdaBoost Based Detectors. *IEEE international conference on Image processing*, 2009.
- 26 Merler S, Caprile B, Furlanello C. Parallelizing AdaBoost by weights dynamics. *Computational Statistics & Data Analysis*, 2007.
- 27 Gao YL, Gao F. Edited AdaBoost by weighted kNN. *Neurocomputing*, 2010.
- 28 Xu ZJ, Sun SL. An algorithm on multiview AdaBoost. *International conference on Neural information processing*, 2010.
- 29 Cid HA, Salas R, Allende H, Nanculef R. Robust alternating AdaBoost. *Progress in pattern recognition, image analysis and applications*, 2007.
- 30 Dembski J. Feature Type and Size Selection for Ada- Boost Face Detection Algorithm. *Image Proc. and Communications Challenges*, 2010,(84),143–149.
- 31 Yang H, Liu Y, Sun T, Yang YM. A novel face detection method based on contourlet features. *5th International Conference on Emerging Intelligent Computing Technology and Applications*. 2009.
- 32 Bahri E, Nicoloyannis N, Maddouri M. Improving Boosting by Exploiting Former Assumptions. *3rd ECML/PKDD International Conference on Mining Complex Data*. 2008.
- 33 Baumann F, Ernst K, Ehlers A, Rosenhahn B. Symmetry enhanced AdaBoost. *International Conference on Advances in Visual Computing*. 2010.
- 34 Susnjak T, Andre L, Barczak C. Accelerated Classifier Training Using the PSL Cascading Structure. *15th International Conference on Advances in Neuro Information Processing*. 2009,Part I.
- 35 Lozano AC, Abe N. Multi-class costsensitive boosting with pnorm loss functions. *14th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*. 2008.
- 36 Iqbal RT, Qidwai U. Boosted humancentric hybrid classifier. *43rd Annual Southeast Regional Conference*. 2005.
- 37 Wu JX, Mullin MD, Rehg JM. Linear Asymmetric Classifier for cascade detectors. *22nd International Conference on Machine Learning*. 2005.
- 38 Eibl G, Pfeiffer KP. Multiclass Boosting for Weak Classifiers. *The Journal of Machine Learning Research*, 2005.
- 39 Ou ZY, Tang XS, Su TM, Zhao PF. Cascade AdaBoost Classifiers with Stage Optimization for Face Detection. LNCS, 2005.
- 40 Skarbek W, Kucharski K. Image Object Localization by AdaBoost Classifier. LNCS, 2004.
- 41 Zeng JY, Cao XH, Gan JY. An Improvement of AdaBoost for Face Detection with Random Forests. *Communications in Computer and Information Science*, 2010: 22–29.