

·应用技术研究·

基于线性 SVM 子空间的正面人脸检测研究

赵秀英^{1*}, 郭 颂²

(1. 洛阳师范学院 计算机科学系, 河南 洛阳 471002; 2 信阳师范学院 计算机科学系, 河南 信阳 464000)

摘 要:通过对二阶段的子空间方法的研究,提出了基于线性 SVM 子空间的正面人脸检测方法。首先构造线性 SVM 粗分类滤波器,然后在线性 SVM 粗分类滤波器分割的子空间内构造高斯核的非线性 SVM 分类器。检测时,为了加快速度引入了平均脸模板匹配进行粗筛选,然后依次通过线性 SVM 粗分类滤波器、非线性 SVM 分类器进行人脸检测。

关键词:子空间;正面人脸检测;支持向量机

中图分类号: TP391 文献标识码: A 文章编号: 1003-0972(2008)02-0291-03

Obverse Face Detection Based on the Subspace of Linear Support Vector Machine

ZHAO Xiu-ying¹, GUO Song²

(1. Dept of Computer Science, Luoyang Normal University, Luoyang 471002, China;

2 Dept of Computer Science, Xinyang Normal University, Xinyang 464000, China)

Abstract: As an instance of the 2-stage Subspace Approach, a frontal method is proposed. A linear SVM classifier is trained as a filter to produce a subspace in which a non-linear SVM classifier with Gaussian kernel is trained for face detection. In detection procedure, a template matching is first used to coarse filtering for speeding up, then the face detection is given by the linear SVM filter and the non-linear SVM filter in turn.

Key words: subspace; obverse face detection; support vector machine

0 引言

人脸检测作为人脸信息处理中的一项关键技术,近年来成为模式识别与计算机视觉领域内普遍重视、研究十分活跃的课题^[1]。目前在人脸检测方面的研究重点集中于复杂情况(复杂背景、多人脸)下的人脸检测,基本方法主要分为:基于人脸特征的方法和基于人脸模板的方法。基于人脸特征的方法主要是利用先验知识考察人脸包含的特征以及分布来判定是否是人脸,检测速度快,但不稳定,在复杂情况下容易产生很多误检情况。基于人脸模板的检测方法是将人脸检测问题转化为统计模式识别的二分类问题,通过收集大量的人脸样本、非人脸样本进行学习来实现,其主要方法有人工神经网络(ANN)^[2]、主分量分析(PCA)^[3]、支持向量机(SVM)^[4]等。SVM方法鲁棒性强,性能比较稳定,是目前研究的重点。Osuna等首先将SVM方法用于人脸检测,直接使用SVM方法解决人脸检测问题仍面临2个问题:一是训练SVM需要求解二次规划问题,计算复杂度

高、内存需求量巨大;二是在非人脸样本不受限制时,需要极大规模的训练集合,得到的支持向量会很多,使得分类器的计算量过高。Platt提出的SMO算法有效解决了第一个问题。针对第二个问题,梁路宏提出一种将模板匹配与SVM方法相结合的人脸检测算法^[2],该算法把模板匹配作为人脸检测器的粗分类滤波器,在模板匹配限定的子空间内采用“自举”方法收集“非人脸”样本,训练SVM,有效地降低训练的难度,减少最终得到的支持向量规模,检测速度比单纯的SVM检测器提高20倍以上。

本文提出一种基于线性SVM子空间的正面人脸检测方法。首先构造线性SVM粗分类滤波器,然后在线性SVM粗分类滤波器分割的子空间内构造高斯核的非线性SVM分类器。检测时,为了加快速度引入了平均脸模板匹配进行粗筛选,然后依次通过线性SVM粗分类滤波器、非线性SVM分类器进行人脸检测。该方法降低了分类器的训练时间,计算复杂度较低,大大提高了检测速度。

收稿日期: 2007-01-15; 修订日期: 2007-08-16; * 通讯联系人, E-mail: xyz19991999@163.com

基金项目: 河南省自然科学基金项目(0311012600)

作者简介: 赵秀英(1968-),女,河南商丘人,讲师,硕士,主要从事模式识别,计算机系统结构研究。

1 基于线性 SVM 子空间的正面人脸检测技术

1.1 线性子空间方法

基于人脸模板的检测方法训练样本维数高、规模大、“非人脸”样本的选取困难。“自举”方法虽然可以作为一种收集“非人脸”样本的方法,但是存在样本空间庞大、所需迭代次数过多、收敛困难等问题。问题的症结在于没有考虑“人脸”及“非人脸”在图像空间中的子空间特性,如果能够设计一个有效的滤波器将绝大部分“非人脸”滤掉,实现图像空间的合理分割,就可以显著地改变目前的困境。上述思想,称之为线性子空间方法,上面的描述是二阶段的子空间方法,在更一般的意义上讲,就是可以在子空间中再进行子空间的划分。子空间的划分可以从不同层次进行考虑,一方面是“人脸”及“非人脸”在图像空间中的子空间特性;另一方面则是特定应用背景下由于其出现的图像变化有限,也构成一个特定的子空间。子空间方法的示意图如图 1 所示。

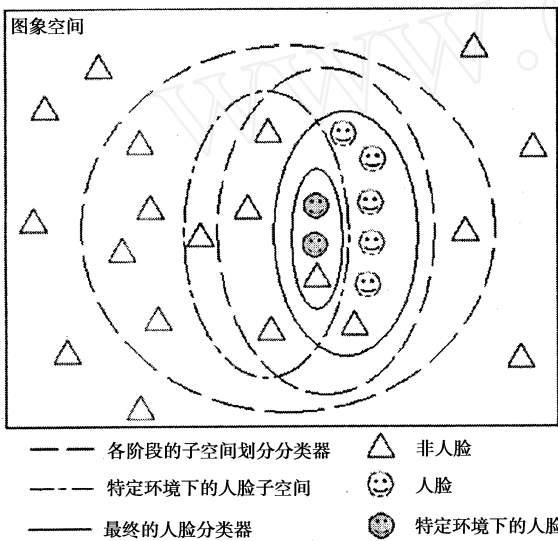


图 1 子空间方法的示意图

Fig. 1 Sketch of the subspace approach

二阶段的子空间方法的第一个阶段是粗分类方法,用来约束用于第二阶段训练的子空间,使得第二阶段的训练能够在大大减小了的子空间中进行。训练得到用于第一阶段粗分类的粗分类滤波器和用于第二阶段最终分类的核心分类器。粗分类滤波器只是划分出一个子空间,在保证人脸通过的情况下,过滤尽可能多的非人脸,因此,粗分类滤波器可以采用运算复杂度较低的相对比较简单的方法。当子空间方法生成的二阶段分类器用于检测时,先通过粗分类滤波器粗分类,只有通过粗分类的才由核心分类器再分类。通过这种二阶段的子空间方法,首先,降低了分类器的训练难度。其次,粗分类滤波器将在保证人脸通过的情况下排除绝大多数非人脸,而又有较低的计算复杂度,这样将大大提高检测速度。

我们采用以下方法进行子空间人脸检测:首先将图像

缩放到标准尺寸,接着进行直方图均衡化、梯度照度修正和去光照处理。对预处理后的图像引入平均脸模板匹配进行粗筛选,在模板匹配约束的子空间上,再用线性 SVM 粗分类滤波器划分子空间,再在这个子空间上构造非线性核心 SVM 分类器,最后进行人脸定位和候选人脸区域的合并,输出最终检测结果。

1.2 人脸检测分类器的构造

线性 SVM 由于其利用正反样本训练的优势,取得了最好的分类性能,考虑到平均脸模板虽然过滤性能差,但计算复杂度较低,如果用平均脸模板进行粗筛选,可以进一步提高检测速度。鉴于上述原因,我们提出一种基于 SVM 子空间的人脸检测算法,算法中首先引入人脸模板进行粗筛选,只有通过粗筛选的窗口才进行线性 SVM 滤波器的过滤,然后再用非线性 SVM 核心分类器分类,正确定位输出人脸。其中非线性 SVM 核心分类器的训练是在线性 SVM 划分的子空间上进行的,降低了核心分类器的训练难度,同时计算复杂度较低,只有 $O(n)$,使检测速度加快,实验表明取得了较优的性能(注意,在实验时,线性 SVM 的训练没有在人脸模板匹配划分的子空间上进行)基于线性 SVM 的人脸检测分类器的结构如图 2 所示。



图 2 基于线性 SVM 的人脸检测分类器的结构图

Fig 2 Diagram of structure of the linear SVM classifier for face detection

1.3 粗分类滤波器的构造

平均脸模板匹配的方法就是用训练集中的人脸样本构造平均脸模板,然后衡量输入图像与平均脸模板之间的距离作为判断准则来进行分类。根据样本是否匹配的原则来划分其是否属于子空间。平均脸模板匹配约束的子空间示意图如图 2 所示。

具体来讲,设人脸样本为 $x_i, i = 1, 2, \dots, N, N$ 为样本个数,则平均脸模板为 t :

$$t(x, y) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i(x, y), \quad (1)$$

如图 3 为训练集人脸样本的 5005 个样本构造生成的平均脸模板:

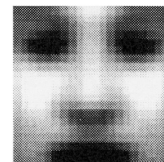


图 3 生成的平均脸模板

Fig 3 The template of evenness faces

对于待检测图像的每个检测窗口 x ,经过灰度分布标准化预处理后,计算窗口图像与平均脸模板 T 的距离:

$$d = \|x - t\| \quad (2)$$

取一个分类阈值 T ,当 $d > T$ 时,通过滤波器;否则被排

除. 当以欧式距离 $d(a, b)$ 作为距离标准时, 其计算复杂度为 $O(n)$.

平均脸模板匹配仅仅用于加快检测速度, 排除非人脸, 这里的粗筛选阈值 T 取一个较低的阈值, 保证人脸都通过; 另外, 线性 SVM 的训练是在平均脸模板匹配滤波器划分的子空间上进行.

而线性 SVM 滤波器的构造, 我们采用训练图片中收集 505 个人脸作为人脸样本. 每个人脸样本进行左右镜像、纵向拉伸 1.1 倍、放大 1.1 倍、左右旋转 5° ; 从而变换出 24 个样本. 总共可以得到 12 120 个样本, 随机选取其中 10 000 个作为训练线性 SVM 的样本. 从 106 张不包含人脸的各种各样图片中随机选取 10 002 个窗口作为非人脸样本. 训练时去掉了样本图像 4 个角上的一些点, 维数为 374. 用 SMO 算法训练线性 SVM, 其中取约束优化条件 $C = 200$.

我们采用 MIT 的训练集, 在通过线性支持向量机所限定的子空间内训练非线性 SVM, 简化训练难度, 训练得到最终分类的核心分类器, 再用其对通过窗口进行检测. 我们采用高斯径向基函数 (Gaussian Radial Basis Function) 作为核函数, 取约束优化条件 $C = 200$, 最终得到个 900 个支持向量.

2 实验结果与分析

为了说明基于线性 SVM 子空间的正面人脸检测方法的有效性, 采用上面 MIT 的训练集, 构造文中的 SVM, 用 CMU 集中的 testA 检验文中的 SVM, testA 集是表态图解中

的正面人脸检测被引用较多的测试集, 光照不均匀, 图片质量比较差. 共有 42 幅像, 169 个人脸, 其正确检测率和错误报警率如表 1 所示. 实验结果表明, 在 CMU 的测试集上, 正确检测率较低, 错误报警率较高, 原因是由于 CMU 中包含较大阴影、分辨率非常低的人脸. 但在 2 个测试集上基于线性 SVM 子空间的检测率最高, 错误报警率较低.

表 1 自建测试集上的实验结果比较*

Tab 1 Comparison of the experimentation result on test aggregate of establishing oneself

图像集	算法	正确检测率	错误报警率
CMU 图 像集 A	非线性 SVM	81.7%	100%
	线性 SVM + 非线性 SVM (非子空间)	82.2%	100%
	线性 SVM + 非线性 SVM (子空间)	82.3%	100%

* (60 幅图像, 96 个正面端正人脸)

3 结束语

本文提出了基于线性 SVM 子空间的正面人脸检测方法, 其首先构造线性 SVM 粗分类滤波器, 然后在线性 SVM 粗分类滤波器分割的子空间内构造非线性 SVM 核心分类器. 检测时, 为了加快速度引入了平均脸模板匹配进行粗筛选, 然后分别通过线性 SVM 粗分类滤波器、非线性核心 SVM 核心分类器进行分类, 最后进行人脸定位和候选人脸区域的合并, 输出最终检测结果. 实验结果表明, 基于线性 SVM 子空间的方法的检测速度较高. 但由于线性 SVM 粗分类滤波器构造时没有考虑强侧光的情况, 对于强侧光的情况不能适应.

参考文献:

- [1] 梁路宏, 艾海舟, 徐光, 等. 人脸检测研究综述 [J]. 计算机学报, 2002, 25 (5): 449-458.
- [2] 梁路宏. 基于模板匹配与支持矢量机的人脸检测 [J]. 计算机学报, 2002, 25 (1): 22-29.
- [3] Rowley H A. *Neural Network-based Face Detection*, Carnegie Mellon University [C] // Pittsburgh P A: Technical Report CMU-CS-99-117, 1999.
- [4] Schneideman H A. *Statistical Approach to 3D Object Detection Applied to Faces and Cars*, Carnegie Mellon University [C] // Pittsburgh P A: Technical Report CMU-R-FTR-00-06, 2000.

责任编辑: 任长江