

多姿态人脸识别关键技术

文/翁冠碧¹ 张志坚¹ 温峻峰² 李鑫²

摘要

图像中的人脸多姿态变化,导致人脸特征发生变化,影响人脸识别的准确性,是人脸识别技术现实应用过程中所面临的主要问题之一。本文提出了一种基于HOG和WCCN方法组合的多姿态人脸识别算法,采用HOG方法可提取更加丰富的人脸特征信息,有助于提高人脸识别的准确性,使用WCCN方法进行SVM分类器,可以降低人脸姿态变化对人来识别的影响,进而提高多姿态人脸识别的准确性。

【关键词】多姿态 人脸识别 HOG方法 WCCN方法

人脸识别是一种基于生物特征,进行身份识别鉴定的技术,是一种直观、方便的识别技术,当前已经在很多领域中广泛应用。人脸检测系统一般可以分为人脸检测与定位,和特征提取与识别两个部分。首先,从图像背景中确定人脸的位置,并通过人脸特征的提取和匹配,实现人脸识别。在人脸识别技术中,多姿态是由于图像采集角度不同,导致待检测的人脸图像,与系统中已采集并作为匹配模板使用的人脸图像难以匹配的问题。多姿态人脸识别在人脸识别应用中非常常见,也是人脸识别的难点。本文也主要针对人脸识别技术应用过程中的人脸多姿态问题,通过人脸姿态估计,以提高人脸识别系统的可靠性。

1 人脸姿态识别概述

由于人脸姿态的多样性,为了实现人脸姿态的筛选和判断,需要进行人脸姿态的划分,从而将人脸姿态识别问题,转换为一个多类分类问题。同时,人脸姿态估计问题满足模式识别问题的基本构成:获取信息、预处理、提取特征、分类,因此,人脸姿态估计问题也是一种模式识别问题。基于此,确定人脸姿态估计的基本流程如图1所示。

如图1所示,人脸姿态估计流程可分为训练和估计两个部分。在训练过程中,对训练样本图片进行剪裁和灰度化处理,并提取图像特征作为训练特征数据集,使用分类器实现训练特征数据集的分类。人脸姿态估计流程与训练流程类似,使用同样的方法提取图像特征后,根据训练好的分类器对带估计人脸图像进行分

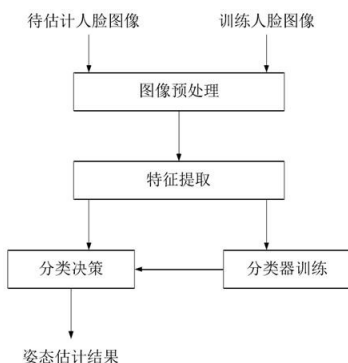


图1: 人脸姿态估计基本流程图

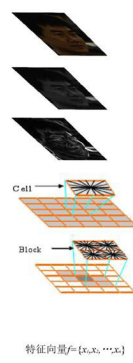


图2: HOG算法实现步骤

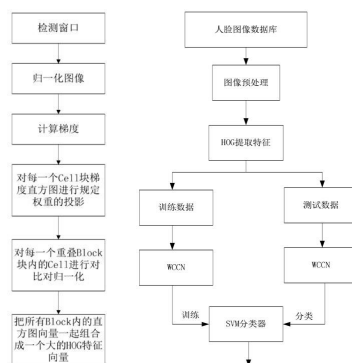


图3: 基于HOG和WCCN的人脸识别流程图

类,其分类的结果即为人脸姿态评估结果。

人脸姿态估计问题本质上是一个姿态分类问题,当前国内外研究人员在这一问题上所采用的方法主要有基于模板、基于特征或基于分类的方法。

1.1 基于模板的方法

常见的人脸姿态模板有圆柱模板和椭圆模板两种,根据先验知识,建立形状模板,然后通过人脸面部器官与模板的匹配,实现人脸姿态估计,这种方法原理和实现都较简单,但是当人脸姿态变化较大导致人脸器官自遮挡较严重时,其准确率会急剧下降

1.2 基于特征的方法

包括基于局部特征和基于全局特征的识别方法,基于特征点的相对位置和绝对位置实现人脸姿态,这种方法的准确性很大程度上,与所选取的特征是否合理有关。

1.3 基于分类的方法

通过使用神经网络、支持向量机(SVM)等分类算法,通过挖掘人脸图形的隐含姿态信息,实现人脸姿态估计,由于人脸姿态及其图像的特征,因此往往需要与其它方法结合起来,以提高人脸姿态估计的准确性。

如上所述,基于模板的人脸姿态估计方法,需要较全面的采集样本不同姿态的信息作为模板进行人脸姿态估计,其实用性不强。为此,常见的人脸姿态估计方法为:首先提取人脸姿态特征,然后采用分类器实现人脸姿态估计。

2 人脸识别算法研究

本文研究中,主要采用梯度方向直方图



图4: 预处理后的CMU-PE不同姿态人脸图像

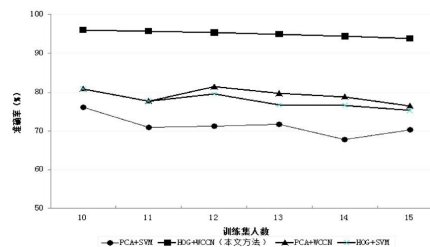


图5: 人脸特征分类准确性对比分析

(HOG)方法提取人脸图像特征,并采用类内协方差规整(WCCN)方法对SVM分类器的和空间特征进行规整,以此实现人脸姿态估计和人脸识别。

2.1 HOG方法

HOG通过统计局部区域的梯度方向直方图,对图像中的物体轮廓进行描述,是一种有效提取图像几何特征的方法。其实现步骤如图2所示。

在HOG图像中每一个像素点的HOG值 $\alpha(x,y)$ 的计算步骤如下所示:

(1) 计算原始图像中像素点 (x,y) 的水平方向和垂直方向的梯度。

$$G_x(x,y) = H(x+1,y) - H(x-1,y) \quad (1)$$

$$G_y(x,y) = H(x,y+1) - H(x,y-1) \quad (2)$$

其中, H 表示原始图像像素点 $H(x,y)$ 的像素值。

(2) 计算每一个像素点的HOG值 $\alpha(x,y)$ 。

$$\alpha(x,y) = \tan^{-1} \left(\frac{G_x(x,y)}{G_y(x,y)} \right) \quad (3)$$

2.2 WCCN方法

WCCN 是一个 SVM 核空间的特征数据重整处理方法,在 SVM 核空间中,实现任务无关噪声和干扰信息的最小化,和任务相关信息的最大化。通过 WCCN 处理,可以降低人脸姿态信息对人脸识别的影响,以提高 SVM 分类器的性能,提高人脸识别准确性。

SVM 实现的重要思想是找到一个具有最大间隔的特征空间超平面,将问题转换为超平面内的凸二次规划问题。SVM 有多重核函数,本文以广义线性核 (OvA) 为例,进行 WCCN 设计。

OvA 分类器的决策函数如下所示:

$$f_i(x) \triangleq v_i^T x + b_i \quad (4)$$

其中, f_i 为第 i 类决策函数, b_i 为偏移量, v_i 为权值向量,若 $f_i(x) > 0$,则表示样本属于第 i 类。

f_i 的分类风险函数定义如下:

$$\varphi(f_i, \mu) \triangleq \mu \cdot p(f_i(x) > 0 | x \in C_i) + (1 - \mu) \cdot p(f_i(x) < 0 | x \in C_i) \quad (5)$$

其中, $p(f_i(x) > 0 | x \in C_i)$ 表示分类器的误检率, $p(f_i(x) < 0 | x \in C_i)$ 表示分类器的漏检率, μ 为权重值。提高人脸姿态识别准确性,即在制定权重值 μ 的情况下,最小化风险函数的上边界。

针对上述问题,引入 WCCN 的概念,将最小化风险函数上边界的问题,转换为如式(6)所示的最优化问题。

$$\begin{cases} \min_{v_i, b_i} & \frac{1}{2} v_i^T W_i v_i \\ \text{subject to} & 1 \leq y_j (v_i^T \bar{x}_j + b_i), \forall j \end{cases} \quad (6)$$

其中, $y_j = \begin{cases} 1 & \text{if } j = i \\ -1 & \text{else} \end{cases}$, 为第 i 类的 WCCN,其计算如式(7)所示。

$$W_i \triangleq E[(x_j - \bar{x}_i)(x_j - \bar{x}_i)^T], \forall i \quad (7)$$

若 W 满秩,则定义其的 Cholesky 分解矩阵 A_i 和特征映射 Φ_i 如下:

$$\Phi_i(v_i) = A_i^T v_i \quad (8)$$

$$A_i A_i^T = W_i \quad (9)$$

将式(8)和式(9)带入到式(6)中,得到:

$$\begin{cases} \min_{v_i, b_i} & \frac{1}{2} \Phi_i(v_i)^T \Phi_i(v_i) \\ \text{subject to} & 1 \leq y_j (v_i^T \bar{x}_j + b_i), \forall j \end{cases} \quad (10)$$

如上所示,采用 WCCN 方法,将人脸识别问题转换为 Vapnik 硬间隔 SVM 形式,并可以使用相应问题来进行求解,以实现人脸识别的优化。

应将 SVM 的特征映射和核函数分别如式(11)所示。

$$\begin{aligned} \Phi_i(x) &= A_i^T x \\ k(x_1, x_2) &= x_1^T A_i^T A_i x_2 \end{aligned} \quad (11)$$

其中,综合式(8)、式(9)和式(11),得到 SVM 的广义线性核: $k(x_1, x_2) = x_1^T R_i x_2$, 其中 $R_i = W_i^{-1}$ 。定义类内协方差期望 W 如式(12)所示。

$$W \triangleq \sum_{i=1}^M p(i) \cdot W_i \quad (12)$$

其中, $p(i)$ 表示 i 类样数量与全部样本数量间的比例,并对所有类进行类内协方差规整处理,得到 $R = W^{-1}$ 。

$$\begin{aligned} A_i A_i^T &= W^{-1} \\ \Phi(x) &= A^T x \end{aligned} \quad (13)$$

并按照如式(13)所示的公式,完成 WCCN 操作,并基于上述的 HOG 方法和 WCCN 方法,完成人脸识别。

2.3 人脸识别流程设计

本文所研究的基于 HOG 和 WCCN 的人脸识别流程设计如图 3 所示。

(1) 将人脸图像库中的图像进行统一图像尺寸、光照归一化、图像灰度化等预处理;

(2) 利用 HOG 方法提取人脸图像特征,组成训练集合;

(3) 对训练集中的人脸图像进行 WCCN 处理,以人脸姿态角度作为依据划分训练集合;

(4) 采用线性核 SVM 分类器对处理后的人脸图像进行分类,以及根据分类结果的反馈,对 SVM 分类器进行优化;

(5) 将测试样本按照如上的流程,得到测试样本的分类预测结果。

3 人脸识别算法的实验

3.1 实验库选择

选择美国卡内基梅隆大学创建的 CMU-PIE 数据库进行本文所研究的人脸识别算法的实验验证。CMU-PIE 中包含了非常丰富的不同姿态、表情和光照条件下的人脸图像数据。在实验过程中,从数据库中提取 24 个样本的人脸图像,每个人脸图像包含如图 4 所示的 -90° 至 90° 之间的 9 钟姿态。

3.2 实验过程

本次实验,根据如前所述的人脸识别过程,采用 PCA 和 HOG 人脸特征提取算法,和是否使用 WCCN 进行优化的 SVM 分类器进行两两联合实验。

实验时,分别选取 10~15 个样本作为测试集,而剩余样本作为训练集,总计进行 6 次实验,通过 6 次实验的平均值来对比不同算法组合的人脸识别准确性。

实验过程中的各参数设置如下:

(1) SVM 选择线性核函数,其它参数为 LibSVM 中, SVMtrain 函数的默认参数;

(2) PCA 的主成分比例设置为 0.9;

(3) 在 WCCN 分类中,确定同一样本不同姿态类的先验概率为 $p(i)=1/9$ 。

3.3 实验结果分析

3.3.1 特征提取对比

表 1: 不同特征提取方法的特征向量维数

特征提取方法	特征向量维数
PCA 方法	23
HOG 方法	81

提取样本的人脸特征是进行人脸识别的第 1 步,本次实验过程中选择了 PCA 和 HOG 两种人脸特征提取方法。

其中,基于 PCA 技术的人脸特征提取思路为:通过 Karhunen-Loeve 变换,识别人脸图像主要特征,将人脸图像投影到特征人脸空间。其最终提取的人脸特征向量维数情况如表 1 所示。

如上所示,可以看出 HOG 方法提取的人脸特征更多,特征越多对人脸的描述也越详细,有助于提高人脸识别的准确性。

3.3.2 分类算法对比

PCA 和 HOG 人脸特征提取算法,和是否使用 WCCN 进行优化的 SVM 分类器,总计 4 中组合的测试人脸样本的分类准确性如图 5 所示。

如图 5 所示,在 6 次实验中,使用 HOG 人脸特征提取方法和使用 WCCN 优化后的 SVM 分类器组合的人脸识别算法稳定,而且准确性较高,表明使用本文所研究的 HOG+WCCN 的人脸识别算法,可以有效的提高多姿态人脸识别的准确性。

参考文献

- [1] G.Hilton, D.Mumford. Reducing the dimensionality of data with neural networks [J]. Science, 2006, 313(5786): 504.
- [2] F.Zhi Peng, Z.Yan Ning. Survey for Deep Learning in Face Recognition [C]. 2014 IEEE International Conference, 2014, 5-8.
- [3] J.Wright, A.Y. Yang, A.Ganesh. Robust face Recognition via Sparse Representation [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. 2009, 31(02): 210-227.

作者简介

翁冠碧 (1982-), 男, 广东省广州市人。大学本科学历。研究方向为计算机软件、电子信息系统集成。

作者单位

1. 中科院广州电子技术有限公司 广东省广州市 510070
2. 广东万峰信息科技有限公司 广东省广州市 510070