

文章编号:1001-9081(2005)07-1608-03

基于 PCA 余像空间的 ICA 混合特征人脸识别方法

武 妍, 宋金晶

(同济大学 计算机科学与工程系, 上海 200092)

(songjj2000@163.com)

摘要:为改善传统的基于特征脸的人脸识别方法在识别光照变化较大的人脸时效果不尽理想的缺陷,提出一种基于“PCA 余像空间”的ICA 混合特征人脸识别方法。不同于2 阶PCA 人脸识别方法,用独立元分析法代替主元分析法,对“PCA 余像特征脸集”进行独立元特征抽取得到人脸图像基于PCA 余像空间的独立元特征,并综合人脸图像的原始独立元特征得到混合特征作为最终识别的特征。实验表明,基于PCA 余像空间的ICA 混合特征人脸识别方法,在识别光照、表情等外界因素变化较大的人脸图像时,要优于传统的基于特征脸的识别方法、基于ICA 的识别方法以及基于2 阶PCA 的人脸识别方法,并具有较强的适用性。

关键词:人脸识别; 特征脸; PCA 余像空间; 独立元分析; 混合特征

中图分类号: TP391.41 文献标识码:A

Face recognition based on mixed feature of ICA in PCA residual face space

WU Yan, SONG Jin-jing

(Department of Computer Science and Engineering, Tongji University, Shanghai 200092, China)

Abstract: To improve the effect of traditional eigenface method on face recognition under large illumination variation, a new face recognition method was proposed. Unlike second -order PCA face recognition, it used independent component analysis on the PCA residual eigenfaces instead of principal component analysis to extract the independent component feature, and integrated the IC feature in PCA residual face space with the IC feature in original face space to be the ultimate feature for recognition. Experiments prove that it is more efficient than some conventional human face recognition methods, such as eigenface based method, ICA based method, and second-order PCA method, under large illumination and pose variations, and also has a good practicability.

Key words: face recognition; eigenface; PCA residual face space; independent component analysis (ICA); mixed feature

0 引言

人脸识别作为一项身份验证的有效手段,近年来受到越来越广泛的关注。目前已存在的主要识别方法包括通过估计人脸面部光线流以分析人脸变化特征的光流技术^[1];全局的空间域分析方法,如主元分析法(Principal Component Analysis, PCA)^[2],独立元分析法(Independent Component Analysis, ICA)^[3~5];基于人脸局部特征的分析方法;线性判别函数法;还有基于 Gabor 小波表示的人脸特征分析方法^[6]等。Gianluca Donato 等^[7]较为系统地论述和比较了各种方法在人脸识别准确率和效率上的优劣,分析表明,使用基于人脸统计独立特征的ICA 方法作为人脸识别的特征提取方法通常能在最终识别上获得较好的效果。

1 独立元分析法的基本思想

PCA 是基于信号或图像二阶统计信息的分析方法,而 ICA 则能够分析提取信号高阶统计信息,就这一点而言,ICA 可以看作是 PCA 方法的推广。在人脸识别领域中,由于 ICA 能够提取出人脸图像的高阶信息,因而有优于 PCA 的表现。

ICA 方法作为一种针对盲源信号的分析方法,其基本思想:假设有 M 个经中心化的观测信号 $X = [x_1, x_2, \dots, x_M]$, ICA 方法的目标是找出 N 个相互统计独立的源信号 $S = [s_1, s_2, \dots, s_N]$ 以及混合矩阵 A ,使得 $X^T = A \cdot S^T$ 。尽管 A 和 S 均未知,但是基于 s_i ($i = 1, 2, \dots, N$) 的统计独立性,可通过一定方法^[9,10]估计出混合矩阵 A 和 S ,当前估计 ICA 模型的主要方法有非高斯的最大化、互信息的最小化和最大似然函数估计(MLE)^[5]。本文采用 Bell 和 Sejnowski 的基于定点递推的方法估计 ICA 模型^[11]。

2 基于 PCA 余像空间的 ICA 人脸识别方法

自然条件下的人脸图像受光照条件、人脸偏向角和面部表情的影响,表现出较大的不稳定性,我们称使用 PCA 提取人脸特征得到的特征脸集为“1 次主元特征脸集”。用 1 次主元特征脸集中前数个特征脸(即对应较大特征值的特征脸)对人脸图像进行重建,得到的重构人脸图像所反映的光照差异成分要明显多于身份特征成分,这将大大影响基于这些特征的人脸识别效果^[8]。

基于以上分析,Wang^[8]提出了基于 2 阶特征脸(second-

收稿日期:2004-12-16; 修订日期:2005-03-02 基金项目:国家自然科学基金资助项目(60135010)

作者简介:武妍(1967-),女,山西晋中人,副教授,博士,主要研究方向:神经网络、模式识别、图像处理; 宋金晶(1980-),男,上海人,硕士研究生,主要研究方向:计算机图像处理、模式识别、人工神经网络。

order eigenface)的人脸识别方法,该方法通过丢弃1阶特征脸方法得到的前数个反应光照信息的特征脸,克服光照干扰的影响。

图1中,(a)是YALE人脸库中某5个人的原始人脸图像,不同于基础人脸库ORL库,Yale库中的人脸图像普遍受光照干扰因素的影响比较明显;(b)是对应(a)的使用主元分析法得到的1次主元特征脸集中前6个对应较大特征值的特征脸重建的人脸图像;而(c)则是对应(a)的基于2阶特征脸方法的重建人脸,在本文中我们称其为PCA余像。可以看到,(c)中的PCA余像包含了原始人脸图像的大部分高频身份特征信息,而由前6个PCA主元重构的人脸图像(b)则较为模糊,包含的身份特征明显少于光照变化等干扰特征。这也从直观上说明了2阶特征脸方法的合理性和有效性。



图1 原始人脸图像和相应的重建人脸图像及PCA余像

本文在2阶PCA人脸识别方法的基础上,提取基于PCA余像空间的ICA特征,并综合原始人脸图像的独立元特征得到混合特征作为最终的识别特征送入分类器进行识别。2阶PCA人脸识别方法对丢弃前几个特征脸后得到的“余特征脸集”进行2次主元分析,而本文则采用独立元分析法对“余特征脸集”进行2次分析。由于ICA综合提取了人脸图像的2阶和高阶统计信息,因而使得本方法能够得到高于2阶特征脸方法的识别率。

2.1 PCA余像空间的独立元特征提取

设存在经中心化的人脸样本集 $\mathbf{X} = [x_1, x_2, \dots, x_M]$,对 \mathbf{X} 作主元分析得到主元特征脸集,令其依对应特征值由大到小排序后得到的特征脸集为 $\mathbf{V} = [v_1, v_2, \dots, v_M]$,选取前 M_1 个较大特征值对应的特征脸组成特征脸集 $\mathbf{V}_{M_1} = [v_1, v_2, \dots, v_{M_1}]$ ($M_1 \ll M$),则 \mathbf{X} 在 \mathbf{V}_{M_1} 上的投影 \mathbf{R}_{M_1} 为:

$$\mathbf{R}_{M_1} = \mathbf{V}_{M_1}^T \cdot \mathbf{X} \quad (1)$$

依据原始人脸图像 \mathbf{X} 在 \mathbf{V}_{M_1} 上的投影 \mathbf{R}_{M_1} 对原始人脸图像 \mathbf{X} 进行重构:

$$\mathbf{X}_r = \mathbf{V}_{M_1} \cdot \mathbf{R}_{M_1} = \mathbf{V}_{M_1} \cdot \mathbf{V}_{M_1}^T \cdot \mathbf{X} \quad (2)$$

依据式(2)得到的重构人脸图像 \mathbf{X}_r 包含了人脸图像中大量光照敏感信息,用原始人脸图像 \mathbf{X} 减去重构人脸图像 \mathbf{X}_r 得到 \mathbf{X}_{rsd} :

$$\mathbf{X}_{rsd} = \mathbf{X} - \mathbf{X}_r = [\Delta x_1, \Delta x_2, \dots, \Delta x_M] \quad (3)$$

我们称 \mathbf{X}_{rsd} 为人脸图像的PCA余像,它位于由剩余的特征脸集 $\mathbf{V}_N = [v_{M_1+1}, v_{M_1+2}, \dots, v_M]$ 所张成特征的空间,该空间则称为PCA余像空间(PCA residual face space)。

我们对余像特征脸集 \mathbf{V}_N 作独立元分析,即选取 \mathbf{V}_N 中靠前的 M_2 个特征向量 $\mathbf{U}_{M_2} = [u_1, u_2, \dots, u_{M_2}]$,并作 \mathbf{X}_{rsd} 在 \mathbf{U}_{M_2}

上的投影 \mathbf{R}_{rsd} :

$$\mathbf{R}_{rsd} = \mathbf{U}_{M_2}^T \cdot \mathbf{X}_{rsd} \quad (4)$$

同时对 \mathbf{U}_{M_2} 作独立元分析得到独立元特征 $\mathbf{S}_{M_2} = [s_1, s_2, \dots, s_{M_2}]$, \mathbf{R}_{rsd} 在 \mathbf{S}_{M_2} 上的投影 \mathbf{F}_{rsd} 为:

$$\mathbf{F}_{rsd} = \mathbf{S}_{M_2}^T \cdot \mathbf{R}_{rsd} \quad (5)$$

这里得到的 \mathbf{F}_{rsd} 就是人脸图像基于PCA余像空间的独立元特征。

2.2 基于混合特征的NFL人脸识别

本文采用最近邻特征线(Nearest Feature Line, NFL)分类器^[12]进行最终的人脸识别,该方法具有实现简单、识别效果好的特点。

综合了基于PCA余像空间的独立元特征(\mathbf{F}_{rsd})和原始人脸图像的独立元特征,将由此得到的混合特征作为最终送入NFL分类器进行识别的人脸特征,而不是像2阶特征脸方法那样直接将基于PCA余像空间的主元人脸特征送入分类器进行识别,该混合特征综合了来自两个模式空间的人脸特征投影,充分考虑了光照因素对于人脸图像的影响程度,使得本文方法在识别各类人脸图像的时候都具有较好的适应性。

设 $\delta_{dist}(\mathbf{x}, \mathbf{x}_t)$ 表示待匹配人脸 \mathbf{x} 和模板人脸 \mathbf{x}_t 在特征空间中的距离,我们采用的是欧氏距离作为度量范数:

$$\delta_{dist}(\mathbf{x}, \mathbf{x}_t) = w_1 \cdot \|y - y_t\| + w_2 \cdot \|y' - y'_t\| \quad (6)$$

其中 y 和 y_t 分别代表原始待匹配人脸 \mathbf{x} 和模板人脸 \mathbf{x}_t 的独立元特征投影,而 y' 和 y'_t 则代表待匹配人脸 \mathbf{x} 和模板人脸 \mathbf{x}_t 依据2.1所述方法得到的基于PCA余像空间的独立元特征投影,系数 w_1 和 w_2 反映了这两种特征的重要程度。对于光照变化较大的人脸图像,训练得到的 w_2 相对较大,由此得到的 $\delta_{dist}(\mathbf{x}, \mathbf{x}_t)$ 具有较强的抗光照变化干扰的能力,进而能够得到更佳的识别效果;而对于光照影响不大的人脸图片,训练得到的较小 w_2 可有效提高该方法的整体识别效果。本文涉及的人脸识别属于有监督的模式识别问题,故可采用梯度下降的方法确定 w_1 和 w_2 的最优值,令 $w_1 = 1 - w_2$, w_2 取介于0.01和0.99之间的某个随机值,依据由此得到的 $\delta_{dist}(\mathbf{x}, \mathbf{x}_t)$ 计算识别率,并遵循最优识别率的原则优化调整 w_2 的取值,最终获得最佳的 w_1, w_2 。定义以下的准则函数 J :

$$J(w_1, w_2) = I(w_2) = \frac{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M \delta_{dist}(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j^p)}{N \times M} \quad (7)$$

其中 \mathbf{x}_j^p 表示与 \mathbf{x}_i 相匹配的点(属于同一个人的人脸), M 是每类模板样本的个数, N 是待匹配样本的个数。

通过梯度下降法^[14]依据(8)式调整 w_2 从而最小化(7)式,其中 w_2^n 和 w_2^{n+1} 分别代表本轮和下一轮训练时 w_2 的取值。学习率参数 η 取0.00005(多次尝试获得经验值,能保证 w_2 较快地收敛到较优的值)。对于直观上光照变化较明显的人脸图片, w_2^0 取介于[0.50, 0.99]之间的一随机数,而对于直观上光照变化不太明显的人脸图片, w_2^0 取介于[0.01, 0.50]之间的一随机数。

$$w_2^{n+1} = w_2^n - \eta \frac{\partial J}{\partial w_2^n} (n = 0, 1, 2, \dots) \quad (8)$$

3 实验和结果分析

实验选用了3个不同的人脸库来验证本文方法的有效性。人脸库1是ORL库,人脸库2是YALE库,这两个人脸库是目前国际上较为通用的检验人脸识别方法效率的公共库,具有代

表性,较之 ORL 库,YALE 库具有更丰富的光照变化因素,在实验中更能体现本方法的优势;人脸库 3 是 NAROD 实验室的人脸库,其光照变化较之 YALE 库更为强烈,选用该光照变化强烈的人脸库进行实验对比,可以进一步说明本文方法的有效性。图 2 是分别取自这 3 个不同人脸库的人脸图像样本。

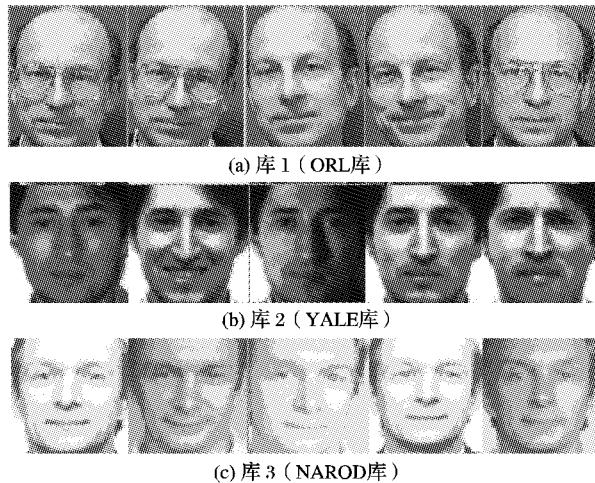


图 2 部分人脸库样本

库 1(ORL 库)共含 40 个人,每人 10 张人脸图片,共 400 张人脸图片,全取所有 40 个人,每人随机选取 5 张图片作为训练样本,剩余的 5 张图片作为测试样本;库 2(YALE 库)共

含 15 个人,每人 11 张图片,共 165 张人脸图片,全选所有 15 个人,每人随机选取 5 张图片作为训练样本,而剩余的 6 张作为测试样本;库 3(NAROD 库)含有 20 个人,每人含有 3~10 张数目不等的人脸图片,总共 124 张人脸图片,假定某个人在库中含有 $2n$ 张人脸图片($n = (2, \dots, 5)$),则随机选取其中 n 张作为训练样本,剩余 n 张作为测试样本;假定某个人在库中含有 $2n+1$ 张人脸图片($n = (1, \dots, 5)$),则随机选取其中 n 张作为训练样本,剩余 $n+1$ 张作为测试样本,最终我们得到 NAROD 库训练样本集的样本总数为 58,测试样本集的样本总数为 66。

表 1 实验使用的 3 个不同的人脸库

库编号	人数	训练集样本总数	测试集样本总数
库 1(ORL 库)	40	200 (40×5)	200 (40×5)
库 2(YALE 库)	15	75 (15×5)	90 (15×6)
库 3(NAROD 库)	20	58	66

本文使用与训练样本个数相等的独立元/主元个数以达到最好的效果,库 1 含 200 个训练样本,故最终选取 200 个独立元/主元;库 2 含 75 个训练样本,相应地选取 75 个独立元/主元;库 3 含 58 个训练样本,故选择 58 个独立元/主元进行特征映射。

表 2 实验结果

库	$w_1 : w_2$	本文方法		2 阶 PCA		PCA/ICA	
		丢弃的 主元数	使用的 独立元数	识别率 (%)	丢弃的 主元数	使用的 独立元数	识别率 (%)
库 1(ORL 库)	0.83:0.17	10	200	95.00	10	200	95.50
库 2(YALE 库)	0.36:0.64	9	75	93.31	9	75	91.11
库 3(NAROD 库)	0.07:0.93	13	58	81.91	13	58	74.24

表 2 是实验结果,其识别率是 1 次随机实验的平均结果。指标“丢弃的主元数”表示从“1 次 PCA 主元特征脸集”中去除的代表光照变化的主元数目,对于光照变化强烈的人脸库(w_2 相对 w_1 较大),则“丢弃的主元数”与“使用的独立元数/主元数”的比值相对较大;相反,则该比值相对较小,而 w_2 相对 w_1 也较小。如表 2 所示,对光照变化最为强烈的 NAROD 库,基于 PCA 余像空间的独立元特征在混合特征中所占的比例最大($w_2 = 0.93$),它表示光照因素对整个人脸图像的影响较大,而对于 ORL 库,该比例仅为 0.17($w_2 = 0.17$)。

从表 2 可以看到,对于光照变化较大的 YALE 库,2 阶 PCA 方法由于考虑到了光照干扰的影响,较之传统基于特征脸的识别方法的识别率要高出 5 个百分点还多,而传统基于独立元分析法的人脸识别方法在识别率上稍高于 2 阶 PCA,这说明在表现人脸姿态、角度变化上,独立元特征较之主元特征更具优势,它也从某个角度反应了人脸的某些重要特征包含在高阶统计信息当中。而本文方法不仅考虑到了光照影响,而且对 PCA 余像空间进行分析的独立元分析法提取出有效的人脸图像高阶统计特征信息,这使得本文方法在识别率上高出 2 阶 PCA 近 2 个百分点,同时稍高于基于 ICA 的人脸识别方法。

而对于光照变化更为强烈的 NAROD 人脸库,从表 2 的最后一行可以看到,本文方法的优势更加明显。对于光照变

化不太明显的 ORL 库,尽管识别率上的差距并不显著,但是本文所采用的基于混合特征的识别方法仍使识别率保持在 97% 左右,这也体现了本文提出的基于 PCA 余像空间的 ICA 混合特征识别方法具有较强的适应性。

在识别效率方面,由于本方法是基于 PCA 余像空间的 ICA 混合特征识别,人脸图像通过 PCA 余像空间投影和之后的独立元特征抽取,其特征维数已大大降低,将得到的混合特征送入最近邻特征线分类器进行分类识别,在算法的识别效率上与传统基于单纯独立元分析的人脸识别方法相近,但却能获得更佳的识别效果和更好的抗外界因素干扰能力。

4 结语

本文提出了基于 PCA 余像空间的 ICA 人脸识别方法,通过对 1 次主元分析后得到的余像特征脸集作独立元分析,得到人脸图像基于 PCA 余像空间的 ICA 特征投影,然后与原始人脸图像的独立元特征投影进行加权求和得到混合特征,将混合特征送入 NFL 分类器进行识别。该方法能有效克服人脸图像受光照、人脸姿态变化等干扰因素的影响。实验表明,相对于传统基于特征脸的 1 阶 PCA 人脸识别方法以及基于 2 阶特征脸的人脸识别方法,该方法具有较强的抗外界干扰能力和适应性,是一种有效的人脸识别方法。

下一步的工作希望通过适当方法自动确定光照对人脸图
(下转第 1631 页)