

一种基于小波分解及鲁棒估计的 ICA 算法及其在人脸识别中的应用

安高云,阮秋琦

(北京交通大学信息科学研究所,北京 100044)

摘 要: 鲁棒主分量分析(RPCA)模型在选取幅度参数时,忽略了各变量独有的统计特性.为克服 RPCA 模型的这一不足,本文提出了通用鲁棒主分量分析(GRPCA)模型,采用 M 估计器(M Estimator)为每个变量估计符合其自身统计特性的幅度参数,以提高模型的鲁棒性和通用性.并在此基础上提出了一种集成小波分解、鲁棒估计及独立分量分析的 WR-ICA 人脸识别算法. WR-ICA 对人脸识别中的多种外部干扰(残缺人脸图像、化妆及遮挡等)都表现出很好的鲁棒性.理论分析和实验结果证实了 WR-ICA 的有效性,采用 Cos 距离作相似性度量时,WR-ICA 的平均识别率达到 99.44%.

关键词: 人脸识别;主分量分析;独立分量分析;小波分解;鲁棒估计

中图分类号: TP391.4 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2006) 10-1900-06

A Novel ICA Algorithm for Face Recognition Based on Wavelet Decomposition and Robust Estimation

AN Gao-yun, RUAN Qiu-qi

(Institute of Information Science, Beijing Jiaotong University, Beijing 100044, China)

Abstract: In the robust principal component analysis (RPCA) model, the statistical properties of every variable are neglected when scale parameters are chosen for them. In order to overcome this drawback, a generalized robust principal component analysis (GRPCA) model was proposed in this paper, a M-estimator was adopted to estimate robust scale parameters for every variable according to their statistical properties. Then, a new independent component analysis algorithm for face recognition based on wavelet decomposition and robust estimation (WR-ICA) was proposed. WR-ICA is robust to many types of outliers (incomplete face image, making up, occlusion, etc). The validity of WR-ICA is confirmed by theory analysis and experimental data, with Cos distance as similarity measurement, the average recognition rate of WR-ICA is 99.44%.

Key words: face recognition; principal component analysis; independent component analysis; wavelet decomposition; robust estimation

1 引言

在人脸识别领域,许多外部干扰,例如遮挡、化妆以及残缺的人脸图像等,都会影响最终的识别效果.为克服各种外部干扰的影响,目前已经提出了大量成功的基础算法及相应的扩展算法,如基于主分量分析(Principal Component Analysis, PCA)的算法^[1-5]、基于 Fisher 线性判别规则(Fisher's Linear Discriminant, FL D)的算法^[6]和基于独立分量分析(Independent Component Analysis, ICA)的算法^[7-9]等.

PCA 可被视为 ICA 中采用高斯源模型(Gaussian Source Model)的一种特例,如果待处理信号的分布不满足高斯分布,PCA 的性能就会受到影响.另一方面,由于存储条件及计算量的限制,在执行 ICA 之前通常需要 PCA 对输入信号进行降维.故对于 ICA 而言,如何在 PCA 特征空间中获取鲁棒的特

征表示显得尤为重要.在 Bartlett 等^[7]将 ICA 引入人脸识别领域之前,已有学者开始将鲁棒估计引入 PCA,如文献[1, 5, 10]的工作.但至今尚无文献报道如何在采用 ICA 的人脸识别算法中引入鲁棒估计,以提高整个算法的鲁棒性.在 Dahyot 等^[11]提出的鲁棒主分量分析(Robust PCA, RPCA)模型中,幅度参数(Scale Parameter)可以辅助模型对外部干扰加以抑制.但 RPCA 模型没有考虑各变量独有的统计特性,存在幅度参数选取不合理的不足.为克服 RPCA 的这一不足,本文提出了通用鲁棒主分量分析(Generalized RPCA, GRPCA)模型,采用 M 估计器(M-estimator)^[11]为不同的像素估计符合其自身统计特性的幅度参数,以保证 GRPCA 模型的通用性(generalized ability)和鲁棒性.在此基础上,本文进一步采用 GRPCA 对 ICA 的输入信号进行降维,从而实现将鲁棒估计引入采用 ICA 的人脸识别算法的目的.

收稿日期:2005-08-26;修回日期:2006-03-03

基金项目:国家自然科学基金(No. 60472033);国家 973 重点基础研究发展规划(No. 2004CB318005);教育部博士点基金(No. 20030004023)

小波分解是多分辨率分析的有力工具,近来在人脸识别领域里,小波分解已被广泛用于为后续处理提取多分辨率的子带图像(Subband image)^[12~15].综合上面的分析,本文最终提出了一种基于小波分解及鲁棒估计的独立分量分析(ICA Based on Wavelet Decomposition and Robust Estimation,WR-ICA)算法,并将其应用于复杂背景下的人脸识别.实验结果证实,WR-ICA 在识别率和稳定性方面优于 RPCA^[11]、ICA^[7]及基于多尺度分析的 ICA(MICA)^[15].

2 鲁棒主分量分析

给定去均值后的样本集 $\{x_1, x_2, \dots, x_N\}$,其中 N 为样本总数,样本 x_i 在 n 维向量空间中取值.重建系数 $y_i \in \mathbf{R}^m$,其中 m 为特征空间的维数且 $m \ll n$,通过如下方法获取:

$$\tilde{x}_i = \sum_{j=1}^m y_{ij} w_j \quad (1)$$

其中 \tilde{x}_i 为原始样本 x_i 的重建样本, y_{ij} 是原始样本 x_i 与第 j 个投影基 w_j 相关的重建系数且 $i = 1, \dots, N, j = 1, \dots, m$.

定义第 q 个变量的原始样本和重建样本之间的余量为:

$$r_q = x_{iq} - \tilde{x}_{iq}, q = 1, \dots, n \quad (2)$$

RPCA 采用半二次型理论(Half-Quadratic theory)^[16,17]获取原始样本的最佳重建系数 y ,其数学模型为^[11]:

$$J_{RPCA} = \min_y \min_q \sum_{i=1}^n \left(\frac{r_{iq}^2}{b_q} + (b_q) \right) \quad (3)$$

其中函数 (\cdot) 为半二次型函数.

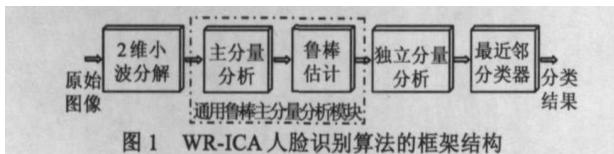
根据文献[16]所给出的函数的约束条件,式(3)可表示为^[11]:

$$J_{RPCA} = \min_y \min_b \sum_{i=1}^n \left(\frac{r_{iq}^2}{b_q} + (b_q) \right) \quad (4)$$

其中 $b = [b_1, \dots, b_q, \dots, b_n]$ 为辅助变量,可以被视为为外部干扰的掩模^[11]. (\cdot) 是 b_q 的函数. (\cdot) 为幅度参数,它可以辅助模型来抑制外部干扰并由采用的函数 (\cdot) 确定.

3 基于小波分解及鲁棒估计的独立分量分析算法

本文提出的基于小波分解及鲁棒估计的独立分量分析(WR-ICA)算法包括小波分解、GRPCA、ICA 以及最近邻分类器四个主要模块.图 1 给出了 WR-ICA 的框架结构.



3.1 小波分解

文献[18]已证明:小波家族中的 db4 小波在运算时间和识别性能两方面均优于其他类型的小波.故本文将选取 db4 小波为后续模块提取多分辨率的子带图像.

图 2 给出了一层 2 维小波分解的示例,子带图像 X_{LL} 为原始图像的近似分量,代表图像中对细节变化不敏感的特征;子带图像 X_{LH} 记录了图像中垂直方向上的细节变化,代表人脸的表情变化特征;子带图像 X_{HL} 记录了图像中水平方向上的细节变化,代表人脸的姿态变化特征;最后,子带图像 X_{HH} 记录了垂直和水平两个方向上的高频分量,代表人脸的结构变

化特征^[12].图 3 给出了对一幅人脸图像进行两层 2 维小波分解得到的结果.设计人脸识别算法的初衷就是要提高算法对表情、姿态及结构变化的鲁棒性,故 WR-ICA 仅选取子带图像 X_{LL} 作为后续模块的输入,而不选用含有表情、姿态以及结构变化细节的子带图像 X_{LH} 、 X_{HL} 和 X_{HH} .另一方面,所采用的子带图像 X_{LL} 的大小仅为原始图像的 1/16,可以在一定程度上降低后续模块的数据处理量.

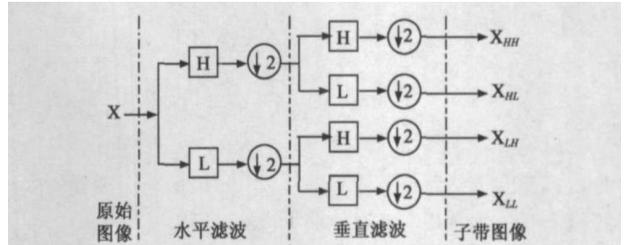


图 2 一层 2 维小波分解示例



图 3 两层 2 维小波分解得到的结果 (a)为原图像;(b)为各子带图像

3.2 通用鲁棒主分量分析模型

在式(4)所示的 RPCA 模型中,幅度参数 (\cdot) 可以控制外部干扰对算法的影响,但在每一次迭代过程中,对于不同的变量 q , (\cdot) 都取相同的值.从统计学角度来看,不同的变量有其自身的统计特性,故在 RPCA 模型中,对于不同的变量, (\cdot) 都取相同的值,这没有考虑到不同变量自身的统计特性,这是 RPCA^[11]模型的严重缺点.为克服 RPCA 模型的不足,本文提出了下面的 GRPCA 模型.

在 GRPCA 模型中,首先选择 M 估计器^[11]为不同的变量估计其自身的幅度参数 q .由 M 估计器估计的幅度参数 q 满足:

$$\text{ave}_{p=1}^N \left(\frac{(x_{pq} - \mu_q)^2}{q} \right) = \mu_q, q = 1, \dots, n \quad (5)$$

其中 $\text{ave}_{p=1}^N$ 表示计算 N 个样本的平均值, μ_q 是常数. $\mu = (\mu_q)$ 是辅助的中心估计,函数 (\cdot) 是一个平滑函数,且分别为:

$$(X) = \begin{cases} x_{(p+1)/2}, & p \text{ is odd} \\ \frac{1}{2} (x_{(p/2)} + x_{(p/2+1)}), & p \text{ is even} \end{cases} \quad (6)$$

$$(x) = \frac{(e^{x^2} - 1)^2}{(e^{x^2} + 1)^2} \quad (7)$$

在式(7)中, (\cdot) 是一个由 μ 确定的常数,本文遵循 M 估计器^[11]中的取值 $\mu = 0.5$ 且 $\mu = 0.3739$.

这样就可以得到如下的 GRPCA 模型:

$$J_{GRPCA} = \min_y \min_b \sum_{i=1}^n \left(\frac{r_{iq}^2}{b_q} + (b_q) \right), q = 1, \dots, n \quad (8)$$

其中 a_q 是第 q 个变量所对应的幅度参数,反映了变量自身的统计特性.变量 b_q 及函数 $f(\cdot)$ 的意义与式(4)中的相同.

由式(8)给出的 GRPCA 模型是一个多目标优化问题,如果 b 固定,则等价于加权的最小平方估计准则,其解满足:

$$(W_{pca}^T \cdot B \cdot W_{pca}) y = W_{pca}^T \cdot B \cdot x \quad (9)$$

其中 W_{pca} 是由 PCA 得到的投影矩阵且 $B = \text{diag}_{q=1,2, \dots, n} \{ b_q \}$.

如果 y 固定,则整个问题就成为关于 b 的凸优化问题.这时,凸优化问题的解满足:

$$b_q = b \left(\frac{-a}{a} \right) = \frac{-a}{2 \cdot \frac{a}{q}}, q = 1, 2, \dots, n \quad (10)$$

根据函数 $f(\cdot)$ 的性质^[1,16],若 a_q 为有用信号, b_q 的取值接近 1;若 a_q 为外部干扰, b_q 的取值就会变得很小,接近于 0,从而形成对此种外部干扰的掩模.

为保证求解式(8)所示的多目标优化问题的算法能够收敛,并减少整个算法的迭代次数和运算量,本文根据文献[1]的建议,选取如下三种半二次型函数并通过三步迭代来对问题进行求解.所选取的三种半二次型函数 $f(\cdot)$ 及其导数

$$\begin{cases} HS: f(x) = 2\sqrt{1+x^2} - 2, & f'(x) = 2x/\sqrt{1+x^2} \\ HL: f(x) = \log(1+x^2), & f'(x) = 2x/(1+x^2) \\ GM: f(x) = x^2/(1+x^2), & f'(x) = 2x/(1+x^2)^2 \end{cases} \quad (11)$$

三种半二次型函数 $f(\cdot)$ 及其导数 $f'(x)$ 的特性如图 4 所示.函数 HS 是凸函数,其导数是单调函数;函数 HL 是非凸的,其导数是弱振荡的 (soft redescender);函数 GM 也是非凸的,其导数是强振荡的 (hard redescender).因为函数 HS 是凸的,它可以保证式(8)给出的优化问题有唯一解.函数 HS 的影响函数(即导数)是单调的,它可以限制但不能完全抑制外部干扰的影响.强振荡函数(如函数 GM 的导数)可以有效地抑制外部干扰的影响.但强振荡函数的非凸性十分明显,这会影响到最优化问题的求解.为此文献[1]建议了一种递推的求解策略,即在求解过程中依次使用函数 HS、HL 及 GM.

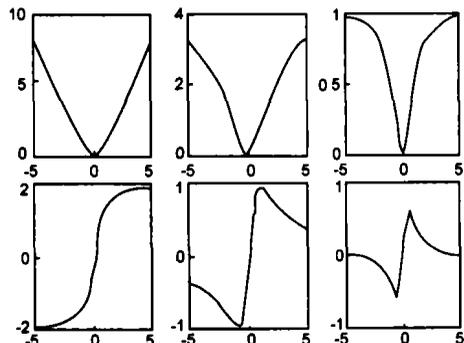


图 4 三种半二次型函数及其导数的特征性,从左至右,第一行依次为原函数 HS、HL 及 GM,第二行依次为对应的导数

从物理意义角度分析,人脸识别所要识别的对象是非刚体,故而通过采集的人脸样本集所估计的幅度参数会随像素(变量)的不同而变化.如图 5 所示,一些像素对应的幅度参数非常大(如图中所示的峰值),而有些像素对应的幅度参数则会非常小甚至会为零(如图中所示的谷底).对于图 5 所示的

幅度参数对应的样本集而言,取值为零的幅度参数在一定范围内指示了样本中的外部干扰(网状遮挡).在式(10)中,当 $a_q = 0$ 时,有 $b_q = 0$,再由辅助变量 b_q 特性,可知 $b_q = 0$,这样就形成了这种外部干扰的掩模,从而可以保证整个 GRPCA 模型能够为人脸识别算法有效地抑制这种外部干扰.对比由 PCA、RPCA 及 GRPCA 得到的重建系数 y 重建的人脸样本可以发现,由 GRPCA 得到的所有重建人脸样本比其他的重建人脸样本清楚,其中的外部干扰得到明显抑制,如图 6 所示,采用 $\tilde{x}_i = \sum_{j=1}^m y_{ij} w_j + \mu$ 进行重建,其中 μ 为训练集的均值且 $m = 50$,其余符号含义同式(1).这就说明由 GRPCA 模型得到的重建系数 y 对外部干扰不敏感,表现出很高的鲁棒性.

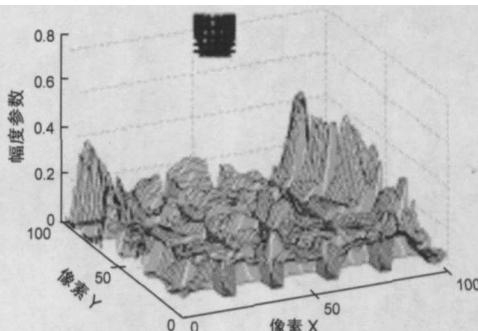


图 5 由扩展后的 Yale 人脸库的一个子集估计的幅度参数及其中的一个样本

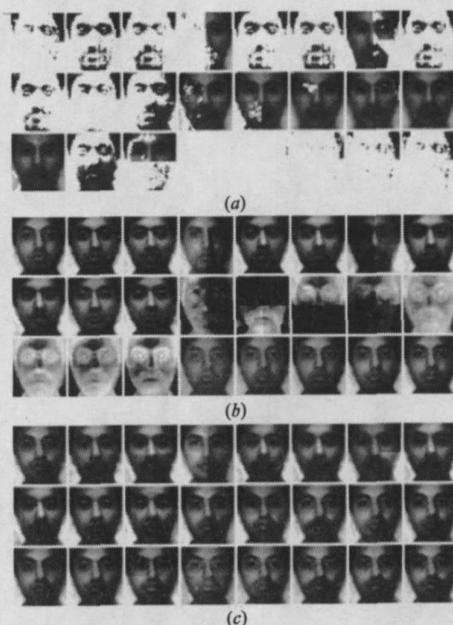


图 6 分别由三个模型得到的重建系数重建的一个人的所有样本,其中(a)为 PCA;(b)为 RPCA;(c)为 GRPCA

3.3 独立分量分析

为与文献[7]提出的人脸识别算法进行比较,本文选取与之相同的信息最大化独立分量分析 (Infomax ICA)^[19]算法来提取独立的人脸特征.

Infomax ICA 算法基于信息论中的准则,对于观测信号 x ,假定它是 M 个统计独立的源信号 s_1, \dots, s_M 的线性组合 $x = As$,其中矩阵 $A (M \times M)$ 是一个满秩矩阵.由观测信号估计的

独立源信号为:

$$\tilde{s} = W^T x \quad (12)$$

其中, \tilde{s} 是 s 的估计, 矩阵 $W (M \times M)$ 被称为分离矩阵. 最大化输出信号的联合熵, 就可以使得输出信号的互信息达到最小. 联合熵 $H(\tilde{s})$ 和互信息 $I(\tilde{s})$ 满足关系:

$$H(\tilde{s}_1, \dots, \tilde{s}_M) = H(\tilde{s}_1) + \dots + H(\tilde{s}_M) - I(\tilde{s}_1, \dots, \tilde{s}_M) \quad (13)$$

独立信号的互信息为 0, 故估计信号 $\tilde{s}_1, \dots, \tilde{s}_M$ 相互之间的独立性可通过最大化联合熵 $H(\tilde{s})$ 来保证:

$$W_{opt} = \arg \max_w H(\tilde{s}_1, \dots, \tilde{s}_M) \quad (14)$$

采用如下更新规则求式 (14) 所示的优化问题^[7]:

$$W \nabla_w H(\tilde{s}) = (W^T)^{-1} + E(\tilde{s} \tilde{x}^T) \quad (15)$$

其中符号 $E(\cdot)$ 表示求取数学期望的运算.

3.4 算法小结

WR-ICA 算法选用最近邻分类器分类最终提取的独立人脸特征, 可以选取常用的绝对值距离、欧式距离或 Cosine 距离作为样本间的相似性度量, 接下来将分别用 $L1$ 、 $L2$ 和 Cos 表示这三种距离.

WR-ICA 具有很好的应用前景. 在许多领域 (刑事侦破、银行监控、反恐等), 由于条件的限制, 所获取的人脸图像经常存在各种各样的外部干扰, 如获取的人脸图像被毁坏而出现残缺, 由于拍摄距离或天气原因造成图像模糊, 由于物体遮挡或人为伪装而使得人脸的一些特征被改变等, 此时就可以用 WR-ICA 来对这些存在外部干扰的人脸进行自动识别, 从而辅助人们进行后续工作.

4 实验与对比

4.1 人脸库

本文选取 Yale 人脸库进行实验对比. 为验证算法在存在大范围遮挡、化妆等情况下的性能, 本文扩展了原始的 Yale 人脸库, 为每人添加 13 个样本, 扩展后的人脸库如图 7 所示.

图中样本 12 - 24 为本文添加的样本, 样本 12 - 15 为残缺的人脸样本, 样本 16、17 为存在遮挡的人脸样本, 样本 18、19 为化妆后的人脸样本, 最后样本 20 - 24 为存在白噪声的人脸样本, 信噪比分别为 2dB、5dB、10dB、15dB 和 20dB. 整个扩展后的人脸库被划分为 24 个子集, 每个子集含有 15 个样本 (每人一个), 每个子集里的所有样本具有相同的外部干扰 (遮挡、化妆、图像残缺等), 子集的编号顺序同其中的对应样本在图 7 中的编号顺序.



图 7 扩展后的 Yale 人脸库中一个人的所有样本, 从左至右, 从上至下, 依次称为样本 1-24, 其中样本 1-11 为库中原有样本, 其余为本文添加样本

4.2 实验数据及对比

在接下来的实验中, 本文将 WR-ICA 的识别率与 RPCA^[1]、ICA^[7]以及 MICA^[15]的识别率进行对比, 并采用与文献 [9] 相同的方法确定 PCA 投影空间的维数, 即依据特征值谱, 选取前 50 个特征值对应的特征向量张成 PCA 投影空间. 采用 m -重交叉验证 (m -fold cross validation)^[20]法测试各算法的性能, 实验中 m 取 15, 需测试 24 次, 即每次测试预留一个子集做测试集, 其余所有子集构成训练集. 采用此种验证法可以测试人脸识别算法在训练集不存在某种外部干扰 (遮挡、化妆、图像残缺等) 的情况下的识别性能, 例如预留子集 19 做测试集, 则可以测试算法在训练集不存在佩戴墨镜的样本的情况下的识别性能. 表 1 - 4 分别给出了 RPCA、ICA、MICA 及 WR-ICA 算法每一次测试的识别率, 表中 'Set i ' 表示预留子集 i ($i = 1, \dots, 24$) 作为测试集. 表 5 给出了每种算法的平均识别率 A , 其中 $A = \frac{1}{24} \sum_{i=1}^{24} A_i$ 且 A_i 是预留子集 i 做测试集时的识别率.

表 1 RPCA^[1]算法在扩展后的 Yale 人脸库上采用 m -重交叉验证法测试得到的识别率 (%)

	Set1	Set2	Set3	Set4	Set5	Set6	Set7	Set8	Set9	Set10	Set11	Set12
$L1$	100	93.33	100	66.67	100	100	33.33	100	100	100	86.67	0
$L2$	100	93.33	100	60.00	100	100	40.00	100	100	93.33	93.33	0
Cos	100	80.00	93.33	53.33	100	100	40.00	100	100	86.67	93.33	0
	Set13	Set14	Set15	Set16	Set17	Set18	Set19	Set20	Set21	Set22	Set23	Set24
$L1$	0	0	33.33	66.67	66.67	66.67	53.33	100	100	100	100	100
$L2$	0	0	33.33	66.67	66.67	80.00	40.00	100	100	100	100	100
Cos	6.67	0	20.00	60.00	46.67	66.67	40.00	100	100	100	100	100

表 2 ICA^[7]算法在扩展后的 Yale 人脸库上采用 m -重交叉验证法测试得到的识别率 (%)

	Set1	Set2	Set3	Set4	Set5	Set6	Set7	Set8	Set9	Set10	Set11	Set12
$L1$	100	100	100	80.00	100	100	80.00	93.33	100	100	93.33	86.67
$L2$	100	100	100	80.00	100	100	93.33	93.33	100	100	93.33	80.00
Cos	100	100	100	93.33	100	100	86.67	93.33	100	100	93.33	93.33
	Set13	Set14	Set15	Set16	Set17	Set18	Set19	Set20	Set21	Set22	Set23	Set24
$L1$	93.33	66.67	93.33	100	100	86.67	100	100	100	100	100	100
$L2$	93.33	66.67	86.67	100	100	66.67	10	100	100	100	100	100
Cos	100	86.67	93.33	100	100	93.33	100	100	100	100	100	100

表 3 MICA^[15]算法在扩展后的 Yale 人脸库上采用 m_r 重交叉验证法测试得到的识别率(%)

	Set1	Set2	Set3	Set4	Set5	Set6	Set7	Set8	Set9	Set10	Set11	Set12
L1	100	100	100	86.67	100	100	66.67	100	100	86.67	93.33	100
L2	100	100	100	73.33	100	100	93.33	100	100	100	93.33	93.33
Cos	100	100	100	80.00	100	100	100	100	100	100	93.33	93.33
	Set13	Set14	Set15	Set16	Set17	Set18	Set19	Set20	Set21	Set22	Set23	Set24
L1	100	80.00	93.33	100	100	100	100	93.33	100	100	100	100
L2	100	80.00	93.33	100	100	100	100	100	100	100	100	100
Cos	100	93.33	93.33	100	100	100	100	100	100	100	100	100

表 4 WR-ICA 算法在扩展后的 Yale 人脸库上采用 m_r 重交叉验证法测试得到的识别率(%)

	Set1	Set2	Set3	Set4	Set5	Set6	Set7	Set8	Set9	Set10	Set11	Set12
L1	100	100	100	93.33	100	100	66.67	100	100	86.67	93.33	100
L2	100	100	100	86.67	100	100	93.33	100	100	100	93.33	100
Cos	100	100	100	93.33	100	100	100	100	100	100	93.33	100
	Set13	Set14	Set15	Set16	Set17	Set18	Set19	Set20	Set21	Set22	Set23	Set24
L1	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100
L2	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100
Cos	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100

表 5 各种算法的平均识别率

	RPCA	ICA	MICA	WR-ICA
L1	73.61	94.72	95.83	97.50
L2	73.61	93.89	96.94	98.89
Cos	70.28	97.50	98.06	99.44

表 1-4 中的实验数据证实 WR-ICA 的识别率在所有的测试集情况下均高于或等于 RPCA、ICA 以及 MICA 的识别率。参看图 7 所示的样本,表 1-4 中 Set3 及 Set8-11 对应的列中的实验数据表明,WR-ICA 对人脸识别中的人脸表情变化不敏感、鲁棒性好;Set12-24 对应的列中的实验数据表明,WR-ICA 能够很好的抑制人脸识别中许多外部干扰(残缺人脸图像、网状遮挡、化妆以及白噪声)对算法带来的影响。另外横向对比表 1-4 的每个表各列中的实验数据,我们可以发现 WR-ICA 算法的稳定性优于其他三种算法,即 WR-ICA 算法的识别率不会因图像中的外部干扰的变化而出现大的波动。表 5 给出的算法的平均识别率反映了算法的整体性能,很明显,WR-ICA 算法的整体性能优于其他三种算法,采用 Cos 距离作为相似性度量时 WR-ICA 的识别率可以达到 99.44%。

5 结论

为克服 RPCA 模型的幅度参数选取不合理的缺点,本文提出了 GRPCA 模型,采用 M 估计器为每个变量估计符合其自身统计特性的幅度参数,并在此基础上提出了一种集成小波分解、鲁棒估计以及独立分量分析的 WR-ICA 人脸识别算法。实验结果证实,WR-ICA 在训练集不含有某种外部干扰(遮挡、化妆等)的情况下能够很好的对存在此种外部干扰的人脸样本进行识别,同时 WR-ICA 性能稳定,识别率不会随外部干扰的变化而发生大的波动。WR-ICA 算法的平均识别率高于 RPCA、ICA 及 MICA 的平均识别率,在采用 Cos 距离作相似性度量时,WR-ICA 的平均识别率达到 99.44%。

参考文献:

[1] Dahyot R, et al. Robust visual recognition of colour images

[A]. IEEE CVPR 2000[C]. Hilton Head Island, South Carolina, 2000. 1. 685 - 690.

- [2] Black M J, Jepson A D. Eigen tracking: Robust matching and tracking of articulated objects using a view-based representation [J]. Computer Vision, 1996, 26(1): 63 - 84.
- [3] Turk M, Pentland A. Eigenfaces for recognition [J]. Cognitive Neuroscience, 1991, 3(1): 71 - 86.
- [4] Turk M, Pentland A. Face recognition using eigenfaces [A]. IEEE CVPR 1991 [C]. Lahaina, Maui, Hawaii, 1991. 586 - 591.
- [5] Pujol A, et al. Topological principal component analysis for face encoding and recognition [J]. Pattern Recognition Letters, 2001, 22(6 - 7): 769 - 776.
- [6] Belhumeur P N, et al. Eigenfaces vs. Fisherfaces: recognition using class specific linear projection [J]. IEEE Trans PAMI, 1997, 19(7): 711 - 720.
- [7] Bartlett M S, et al. Face recognition by independent component analysis [J]. IEEE Trans Neural Networks, 2002, 13(6): 1450 - 1464.
- [8] LIU C, Wechsler H. Independent component analysis of Gabor features for face recognition [J]. IEEE Trans Neural Networks, 2003, 14(4): 919 - 928.
- [9] LIU C. Enhanced independent component analysis and its application to content based face image retrieval [J]. IEEE Trans Systems, Man and Cybernetics, Part B, 2004, 34(2): 1117 - 1127.
- [10] Chandrasekaran S, et al. An eigenspace update algorithm for image analysis [J]. Graphical Models and Image Processing, 1997, 59(5): 321 - 332.
- [11] Rousseeuw P J, Verboven S. Robust estimation in very small samples [J]. Computational Statistics and Data Analysis, 2002, 40: 741 - 758.

- [12] LAI J H, et al. Face recognition using holistic Fourier invariant features[J]. Pattern Recognition, 2001, 34(1): 95 - 109.
- [13] ZHANG B L, et al. Face recognition by applying wavelet sub-band representation and kernel associative memory[J]. IEEE Trans Neural Networks, 2004, 15(1): 166 - 177.
- [14] Kwak K C, Pedrycz W. Face recognition using fuzzy Integral and wavelet decomposition method[J]. IEEE Trans Systems, Man and Cybernetics, Part B, 2004, 34(4): 1666 - 1675.
- [15] Ekenel H K, Sankur B. Multiresolution face recognition[J]. Image and Vision Computing, 2005, 23(5): 469 - 477.
- [16] Charbonnier P, et al. Deterministic edge-preserving regularization in computed imaging[J]. IEEE Trans IP, 1997, 6(2): 298 - 311.
- [17] Geman D, YANG C. Nonlinear image recovery with half-quadratic regularization and FFT's[J]. IEEE Trans IP, 1995, 4(7): 932 - 946.
- [18] FENG G C, et al. Human face recognition using PCA on wavelet subband[J]. SPIE Journal of Electronic Imaging, 2000, 9(2): 226 - 233.
- [19] Bell A J, Sejnowski T J. An information maximization approach to blind separation and blind deconvolution[J]. Neural

Computation, 1995, 7(6): 1129 - 1159.

- [20] Duda R O, et al. Pattern Classification, Second Edition[M]. New York: Wiley, 2001.

作者简介:



安高云 男, 1980年7月生于山东莱州, 北京交通大学信息科学研究所在读博士研究生. 研究方向为图像处理、人脸识别、统计模式识别.
E-mail: gaoyun.an@126.com



阮秋琦 男, 1944年生于黑龙江绥化, 北京交通大学信息科学研究所所长, 教授, 博士生导师. 研究方向为图像处理、视频编码、计算机视觉、虚拟现实.