

基于小波变换和 NMF 的人脸识别方法的研究

张志伟, 杨帆, 夏克文, 杨瑞霞

(河北工业大学信息工程学院, 天津 300130)

摘要: 为了克服 PCA、ICA 等传统方法在人脸图像特征抽取时存在速度慢、识别率低的缺点, 该文提出了一种将非负矩阵分解思想应用于人脸特征提取的算法。利用小波变换对人脸图像进行分解, 对其中包含主要信息的低频子带运用 NMF 构造特征子空间, 在子空间内实现识别。实验结果表明, 该方法实用、有效, 减少了计算量, 提高了系统的识别率, 使识别率达到 90% 以上, 有着广泛的研究价值和 application 前景。

关键词: 非负矩阵分解; 小波变换; 人脸识别; 子空间

Research on Face Recognition Method Based on Wavelet Transform and NMF

ZHANG Zhiwei, YANG Fan, XIA Kewen, YANG Ruixia

(School of Information Engineering, Hebei University of Technology, Tianjin 300130)

【Abstract】 The traditional ways of character extraction of humane face image, such as PCA, ICA and so on, have low processing speed and low identification rate, this paper brings out a new method based on NMF in character extraction. An image is decomposed by using WT into different frequency subbands, then face recognition is implemented with the subspace. Experiment results indicate that this approach can largely reduce computing complexity and has higher recognition rate which is up to 90%. The results also show that the approach has obvious potential in practical usage.

【Key words】 Non-negative matrix factorization(NMF); Wavelet transform(WT); Face recognition; Subspace

人脸识别作为一种主要身份识别手段, 已广泛应用于管理、金融和公安等领域。特征选择是人脸识别中的一个关键问题, 其基本任务是如何从许多特征中找出最有效的特征。子空间分析法因具有描述性强、计算代价小、易实现及可分性好等特点, 被广泛地应用于人脸特征提取, 成为了当前人脸检测和人脸识别的主流方法之一^[1]。

目前国内外常用的子空间分解方法主要有主分量分析法(Principal component analysis, PCA)、线性判别分析法(Linear discriminant analysis, LDA)、独立分量分析法(Independent component analysis, ICA)。在这些方法中, 遵循一个共同的过程, 即首先将图像矩阵转化为图像向量, 然后将所有要识别的人脸样本写成一个矩阵 V , V 被近似分解为低秩的 $V=WH$ 形式。其共性为, 因子 W 和 H 中的元素可为正或负, 即使输入的初始矩阵元素是全正的, 传统的秩削减算法也不能保证原始数据的非负性。而系数之间的正负相互抵消会使特征削弱, 导致识别率下降。另外, 图像矢量的维数一般较高, 给随后的特征抽取和降维造成困难。如图像的分辨率为 112×92 , 所得的图像向量的维数高达 10 304。在如此高的图像向量上进行统计分析不仅会耗费大量的时间, 而且会导致高维的特征向量类内散布矩阵奇异性问题, 从而增加了计算复杂度。采用小波变换加非负矩阵分解(Non-negative Matrix Factorization, NMF)的人脸识别算法, 可有效地解决上述缺陷, 提高人脸的识别率。

1 人脸识别算法的描述

1.1 基于小波变换的人脸图像分解

小波变换是一种信号的时频分析方法, 通过小波变换,

图像信号被分解成许多具有不同空间分辨率、不同频率特性和方向特性的子带图像信号。图 1 为一幅图像经过两层小波分解后得到的示意图: LL 是原始图像的近似, LH 和 HL 是水平和垂直方向的子图, HH 是图像的最高频子图。由于人脸表情变化和少许遮掩只影响图像中高频部分的变化, 不影响人脸的低频部分^[2], 而小波变换具有完善的重构能力, 保证信息在分解过程中不丢失, 也不产生冗余, 因此在人脸识别中可以用小波分析的方法滤掉高频信息, 仅采用低频子图来进行识别。

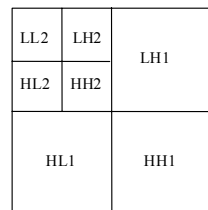


图 1 图像的 2 层小波分解示意图

二维离散小波变换最为有效的实现方法之一, 它采用 Mallat 的塔式分解方法^[3], 通过在图像的水平方向和垂直方向交替采用低通和高通滤波得到。这种传统的基于卷积的离散小波采用可分离的滤波器设计方法分别对图像数据的行和列做一维小波变换, 最后得到不同频带上的多个高频数据和一个低

作者简介: 张志伟(1977 -), 女, 博士生、讲师, 主研方向: 通信技术, 智能信息处理; 杨帆, 博士、副教授; 夏克文, 博士后、副教授; 杨瑞霞, 博士、教授、博导

收稿日期: 2006-04-09 **E-mail:** redapple77@eyou.com

频数据,为图像数据做进一步的处理提供了方便。但计算量大,对存储空间的要求高,提升小波的出现有效地解决了这一问题。提升格式与传统方法的主要区别就是它完全不依赖于Fourier变换,仅在时空域完成了对双正交小波滤波器的构造。与传统的小波变换相比,其计算速度更快、计算方法更简单、计算结果更准确。Daubechies已经证明,所有能够用Mallat算法实现的小波,都可以用提升算法来代替^[4,5]。用提升格式来实现小波变换的关键就是用多相矩阵 $\tilde{P}(z)$ 和 $P(z)$ 来代替传统的小波滤波器组 $\{\tilde{h}, \tilde{g}, h, g\}$ 。如果 (h, g) 互补,那么存在一组Laurent多项式 $s_i(z), t_i(z) (0 \leq i \leq m)$ 和一个非0常数 K ,使得 $P(z)$ 满足:

$$P(z) = \prod_{i=1}^m \begin{bmatrix} 1 & s_i(z) \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ t_i(z) & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} K & 0 \\ 0 & 1/K \end{bmatrix} \quad (1)$$

根据式(1),用提升方法构造小波变换如图2所示。

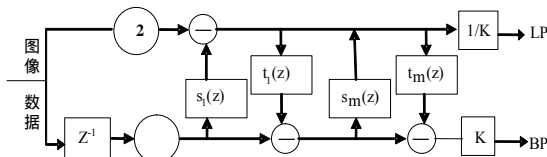


图2 提升小波变换

1.2 人脸图像的非负矩阵分解

非负矩阵分解(NMF)是Lee等人提出的一种新的矩阵分解方法^[6],NMF问题可描述为:对一个 $m \times n$ 的非负矩阵 V ,可以将其分解为一个 $m \times r$ 的矩阵 W 和一个 $r \times n$ 矩阵 H 的乘积。

$$V \approx WH \quad (2)$$

原矩阵 V 中的一列向量可以解释为对左矩阵 W 中所有列向量(称为基向量)的加权和,而权重系数为右矩阵 H 中对应列向量中的元素。这种基于基向量组合的表示形式具有很直观的语义解释,它反映了人类思维中“局部构成整体”的概念。

对于非负矩阵分解问题,常用的目标函数有两类,相应地,NMF也被定义成形式不同,但目标相同的两个优化问题。

$$\min_{W,H} D(V||WH) = \sum_{i,j} (v_{ij} - (WH)_{i,j})^2 \quad (3)$$

$$\min_{W,H} D(V||WH) = \sum_{i,j} \left(v_{ij} \log \frac{v_{ij}}{y_{ij}} - v_{ij} + y_{ij} \right) \quad (4)$$

其中, W, H 都满足以下关系,即

$$W, H \geq 0, \sum_i b_{ij} = 1 \quad (5)$$

为了进一步提取局部特征,使 W 中的基向量尽可能正交,文献[7]定义了如下目标函数,令 $P=W^T W, Q=H H^T$, α, β 为大于0的常数。

$$\min_{W,H} D(V||WH) = \sum_{i,j} \left(v_{ij} \log \frac{v_{ij}}{y_{ij}} - v_{ij} + y_{ij} \right) + \alpha \sum_{i,j} p_{i,j} - \beta \sum_{i,j} q_{i,j} \quad (6)$$

对于上述优化问题,可采用交替梯度投影法求解,得到的迭代公式如下:

$$h_{kl} = \frac{\sum_i v_{il} \frac{w_{ik}}{\sum_k w_{ik} h_{kl}}}{\sum_j v_{kj} \frac{h_{lj}}{\sum_k w_{kl} h_{lj}}} \quad (7)$$

$$w_{kl} = \frac{w_{kl}}{\sum_j w_{jl}}$$

在人脸识别中,每一幅人脸图像的像素值都是非负的,并以矩阵的形式存放在计算机中,由于针对人脸图像的处理、特征提取和识别都是在矩阵的基础上进行的,因此NMF的思想可应用于人脸识别。将 n 幅人脸图像写成矩阵 $V=[V_1, V_2, \dots, V_n]$ (其中 V_j 是一个 m 维列向量,是由一幅人脸图像的非负灰度值所组成),可将其分解为非负的基图像 W 的和非负的权值系数矩阵 H 的乘积,使得重建图像是由基图像非减的叠加组合而成,使重建过程更接近于由部分组合而成为整体的过程。而PCA、LDA和ICA的基图像的像素点可以是正值也可以是负值,缺少直观意义上的由部分合成整体的效果。与PCA和ICA的基图像相比,NMF的基图像应能更好地反映人脸的局部信息。

2 人脸识别系统

人脸识别系统主要由预处理、小波变换、特征提取、识别等部分组成,如图3所示。

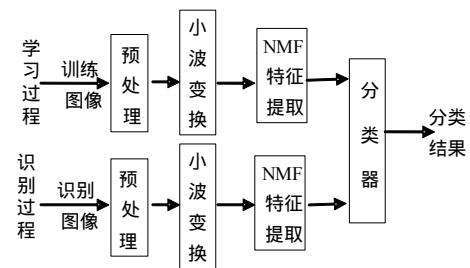


图3 人脸识别系统基本框图

预处理模块完成对人脸图像的大小归一化、消除噪声、灰度归一化等,可视具体应用而选用,以便在同一条件下完成训练和识别。小波变换模块主要是为了降低下一步特征提取模块的复杂度。特征提取模块完成提取人脸特征,如何提取稳定和有效的特征是识别系统成败的关键。识别模块则根据训练所得的参数完成人脸的最后判别工作。

为了方便下一步的小波变换,在预处理模块中将所有的人脸样本都统一归一化为 128×128 像素大小。根据1.1节分析可知,人脸图像小波变换的低频部分集中了原始图像的大部分能量,而尺寸又较原始图像有较大的减少。为了给高维的人脸矢量降维,降低下一步的特征提取算法复杂度,在特征提取之前必须先对所有人脸图像进行小波变换。由于Mallat算法复杂,需要很大的存储空间,因此不适合图像的实时处理场合。鉴于此,本文采用了提升格式的CDF9/7小波对图像进行2层分解。图4给出了样本库中的一幅人脸图像经过2层提升小波分解后的实例。



图4 2层提升小波变换示意图

在特征提取模块中,在训练过程中,把所有人脸图像的小波变换低频部分组成一个矩阵 V ,按照式(7)对其进行NMF分解,得到的 W 和 H ,则任意一幅训练图像都可以表示成所有基图像的加权和,其中权重系数为 H 中对应列向量中的元素,基图像即为 W 中的各个列。 H 中的列向量即为 V 中对应训练图像的特征。在识别过程中,将所有待识别的人脸样本

向由基图像组成的“特征子空间” W 投影,得到一组坐标系数,称为特征系数矢量,它代表了待识别人脸的特征。在识别模块中,采用了最小距离分类器和最近邻分类器对测试人脸图像进行分类。

3 仿真实验及对比分析

选用ORL(Olivetti Research Laboratory)图库进行实验^[8],它共有40个人,每人10幅人脸图像,每幅图像有256个灰度级,大小为 112×92 。每幅图像的光照、姿态、角度各不相同。对每个人,随机选取5幅人脸图像进行训练,剩下的5幅作为待识别人脸图像。这样训练图库和测试图库中各有200幅图像。

利用ORL人脸库进行实验时,经过预处理,图像大小统一为 128×128 ,经过2层CDF9/7提升小波变换后的低频子带LL2大小为 32×32 。实验过程中,首先将所有人脸图像的低频子带部分按行排列构成1024维的向量,生成待分解矩阵 V ,由于选用的训练图像有200幅,代分解 V 共有1024行、200列;再按照式(8),对 V 进行非负矩阵分解,得到 W 和 H ;最后分别采用最近邻分类器和最小距离分类器进行分类。

当采用LNMF对原始矩阵 V 进行分解时, W 的列数即特征基的数量 r 是一个非常重要的一个待定参量,直接决定了算法得到的特征子空间的维数。对于特定的数据集,隐藏在数据集内部的特征空间的维数是确定的,也就是说,当 r 选取的与实际数据集的特征空间的维数一致时,得到的特征空间以及特征空间的基最有意义。针对 r 取值不同做了试验,实验结果如表1所示。

表1 不同 r 取值时本文的方法实验结果

基图像 个数 \ 识别率	基图像个数					
	20	40	70	80	90	100
最小距离	78.5%	82.5%	87.5%	90.5%	89.5%	86.5%
最近邻	83.5%	87.5%	92.5%	95.5%	94.8%	91.5%

从表1中可以看出, r 越小,识别率越低, r 越大,识别率越高,但当 r 增大到一定程度时,识别率反而下降。无论 r 取何值,最近邻分类器的识别率都高于最小距离分类器。根据实验结果选取 $r=80$ 。图5即为 $r=80$ 时, LNMF分解后得到的部分基图像。



图5 基图像

对NMF方法、PCA方法和ICA方法进行比较试验。NMF方法和PCA方法重建图像的部分实例如图6所示。其中图6(a)为原始图像,图6(b)为 $r=80$ 时,NMF重建图像,图6(c)为 $r=10$ 时,NMF重建图像,图6(d)是64个基向量时,PCA重建图像。3种方法的识别结果及其在最近邻分类器下最佳识别率时特征抽取和识别时间见表2。

从直观的视觉角度, $r=80$ 时,NMF分解重构的图像与原始图像最接近。为了定量衡量重建图像质量,采用如下公式来衡量重建图像与原图像的吻合程度。

$$p_i = \left(1 - \frac{\|x_i - x_i'\|^2}{\|x_i\|^2} \right) \times 100\% \quad (8)$$

其中, x_i 是测试图像, x_i' 为对应的重建图像。显然,当重建图像与原图像一致时, p 取极大值1。对于图6中的前两个图像,采用NMF方法分解,当 $r=80$ 时,图6(b)所示的重构图像与原始图像的吻合程度分别为97.89%和99.1%。



图6 重建图像实例

由表2可见,小波变换加NMF的性能优于PCA方法和ICA方法。而且该方法的特征抽取速度大约是PCA方法和ICA方法的8倍。

表2 3种方法的最佳识别率和时间对照表

识别 算法	识别率		时间(s)		
	最小距离	最近邻	特征抽取 时间	分类时间	总时间
WT/NMF	90.5%	94.5%	12.09	3.34	15.43
WT/PCA	84%	88.5%	94.91	3.11	98.02
WT/ICA	86.5%	90%	121.41	3.27	124.68

4 结论

本研究提出的LNMF方法简单易行,不仅在识别性能上优于经典PCA、ICA方法,而且大大加快了特征抽取速度,从根本上克服了传统PCA在进行图像特征抽取时存在的弱点。该方法不仅适用于人脸识别,也适用于其它的图像识别问题。

参考文献

- 刘青山,卢汉清,马颂德.综述人脸识别中的子空间方法[J].自动化学报.2003,29(6):900-911.
- Nastar C, Ayache N. Frequency-based Non-rigid Motion Analysis[J]. IEEE Trans. on PAMI, 1996, 18(11): 1067-1079.
- 徐佩霞.小波分析与应用实例[M].合肥:中国科学技术大学出版社,1996.
- Daubechies I, Sweldens W. Factoring Wavelet Transforms into Lifting Steps[J]. Journal of Fourier Analysis and Application, 1998, 4(3).
- Sweldens W. The Lifting Scheme: A Custom-design Construction of Biorthogonal Wavelets[J]. Applied and Computational Harmonic Analysis, 1996, 3(2): 186-200.
- Lee D D, Seung H S. Learning the Parts of Objects by Non-negative Matrix Factorization[J]. Nature, 1999, 401(6755): 788-791.
- Feng T, Li S Z, Shum H Y, et al. Local Non-negative Matrix Factorization as a Visual Representation[C]//Proceedings of the 2nd International Conference on Development and Learning. 2002.