

# 基于一种改进 NMF 算法的人脸年龄估计方法

余庆 杜吉祥

(华侨大学计算机科学与技术系, 泉州 362021)

**摘要** 基于人脸图像的年龄自动估计是人脸识别领域的一个重要研究方向,同时也是一个难点。对此,提出了一种改进的 NMF 算法来实现人脸年龄估计,该算法首先对 NMF 分解的基图像进行判别分析,保留最具判别力的基图像来构造子空间,然后将整体训练集图像向得到的子空间进行投影,并用 RBF(radial basis function)神经网络进行训练和测试,提取包含在大多数人脸图像上的年龄信息来进行年龄估计,实验结果表明,该算法获得了较好的测试结果。

**关键词** 年龄估计 非负矩阵分解 线性判别 人脸图像

中图法分类号:TP391 文献标识码:A 文章编号:1006-8961(2008)10-1865-04

## Age Estimation of Facial Images Based on an Improved Non-negative Matrix Factorization Algorithm

Yu Qing, Du Ji-xiang

(Department of Computer Science and Technology, Huaqiao University, Quanzhou 362021)

**Abstract** Automatic age estimation based on facial images is important but challenging in face recognition research. An improved NMF (Non-negative Matrix Factorization) algorithm was proposed to implement the age estimation of facial images, which employs linear discriminative analysis in the features derived from NMF, keeps down the base images that have the best discriminate ability to form a new subspace. Then, after projecting the whole training sets images to the obtained subspace, the RBF neural networks was used to extract the aging information contained in most facial images to estimate age information. Finally, experimental results demonstrate that it is an effective method.

**Keywords** age estimation, NMF(non-negative matrix factorization), LDA(linear discriminative analysis), facial image

## 1 引言

近年来,根据人脸图像进行年龄自动估计的方法成为人脸识别研究领域的一个热点,在动画模拟、人脸老化、刑侦、未成年身份识别,以及收集市场信息方面都有着广阔的应用前景。然而年龄的估计严重依赖于人脸图像库中人脸图像的数量及质量,Kwon 等人的方法<sup>[1,2]</sup>中的图像库非常小,很难评价

它们所得到的结果;Hayashi 等人的方法<sup>[3]</sup>不是很成功,年龄的估计正确率只有 27%。Lanitis 的方法<sup>[4]</sup>中人脸图像库只有 0 到 35 岁的 330 张图片,实验受到了一定的局限。目前,对人脸年龄进行估计的方法一般都受到图像库中图像数量和质量的限制,因此,制约了基于人脸图像的年龄估计的研究。本文采用塞浦路斯大学的 FG-NET Aging database 人脸数据库,包括 82 个人的 1 002 张人脸图像,在保证图片数量和质量的的同时,也使该方法具有了一定的

**基金项目:**中国博士后科学基金项目(20060390180);福建省自然科学基金项目(A0740001, 2007J0303, 2008J0020);福建省青年科技人才创新基金资助项目(2006F3086)

**收稿日期:**2008-07-12; **改回日期:**2008-07-31

**第一作者简介:**余庆(1986~),男。现为华侨大学模式识别与智能系统专业硕士研究生。主要研究方向为模式识别,人工神经网络。

E-mail: musenianhua@126.com

通用性。

在人脸图像处理技术中,子空间分析方法是发展比较成熟的一种方法。非负矩阵分解(non-negative matrix factorization, NMF)是一种新的子空间分析方法,它对基图像的像素点和重建系数都施加了非负性约束,使得重建图像是由基图像非减的叠加组合而成,更符合人类思维中“局部构成整体”的概念。然而 NMF 从本质上是无监督的学习方法,没有利用类别信息。而线性判别分析(linear discriminative analysis, LDA)是一种常用的子空间分析方法,通过最大化样本类间差异,最小化样本类内差异,提取最具判别能力的低维特征,属于有监督的学习方法。LDA 应用于人脸识别时,在一定程度上,对光照、姿态、表情等变化都不太敏感<sup>[5]</sup>。在实际应用中,一般先利用主分量分析(principal components analysis, PCA),算法降维,然后在 PCA 子空间上进行线性判别分析,然而利用 PCA 进行降维的同时也丢失了很多帮助判别的有用信息<sup>[6]</sup>。为此,本文使用一种改进的 NMF 算法<sup>[7]</sup>,直接对每个 NMF 基图像进行线性判别分析,既解决了小样本问题,又能获取最具判别力的特征。

## 2 非负矩阵分解算法

给定一个大小为  $n \times m$  非负矩阵  $V$ , NMF 算法可以得到一个大小为  $n \times r$  的非负矩阵  $W$  和一个大小为  $r \times m$  的非负矩阵  $H$ ,使得:

$$V \approx WH \quad (1)$$

因此,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。上式中,  $r$  值的选择应确保  $(n+m)r < nm$ , 得出的  $WH$  才是  $V$  中数据的压缩形式。

算法中每次迭代  $W$  和  $H$  的新值由当前值乘以某个系数而得到,而这些系数取决于式(1)中的近似程度。按照这样的规则不断地迭代,可以确保  $W$  和  $H$  收敛到一个局部最优的矩阵分解。

迭代规则:

$$H_{ij} = H_{ij} \frac{(W^T V)_{ij}}{(W^T W H)_{ij}} \quad (2)$$

$$W_{ij} = W_{ij} \frac{(V H^T)_{ij}}{(W H H^T)_{ij}} \quad (3)$$

按照上述的规则不断地迭代,直到下式所示评价函数达到局部的最小:

$$F = \sum_i \sum_j (V_{ij} - (WH)_{ij})^2 \quad (4)$$

该评价函数定义为  $V$  与  $WH$  间的欧氏距离,并用它来评价两者的近似程度。

## 3 改进的 NMF 算法

NMF 算法被提出之后,被广泛应用于人脸图像处理领域,针对 NMF 的各种改进算法纷纷被提出。文中使用的 NMF 算法,是在融入了线性判别分析的思想后的 NMF 改进算法。

图 1 所示的基图像,在通过传统 NMF 分解得到的基图像,在无监督条件下得到的学习结果,具有一定的冗余基。这里,首先根据 NMF 算法计算基图像,然后将原始的人脸图像向每个 NMF 基图像做投影,在 1 维投影子空间上进行线性判别分析,选取主要反映类间差异的基图像来构造新的子空间。该算法的具体描述如下。

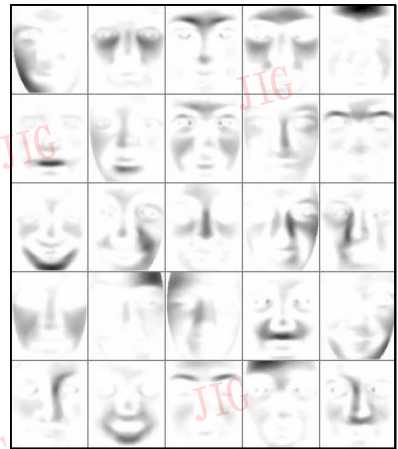


图 1 NMF 基图像特征脸

Fig. 1 Eigenfaces of the NMF's base-images

设矩阵  $V$  是由  $n$  幅人脸图像  $V_1, V_2, \dots, V_n$  构成的训练集,对其进行 NMF 分解,得到由  $r$  个基图像构成的子空间  $W = [W_1, W_2, \dots, W_n]$ 。为了提高分类精度,必须从这  $r$  个基图像中选择主要反应类间差异的基图像来构造子空间。因此,根据式(5)来选择基图像:

$$J = \max \left( \frac{\text{Var}_{\text{inter}}(W_i)}{\text{Var}_{\text{intra}}(W_i)} \right) \quad (5)$$

令  $c$  为所有样本可分的类数,  $c_k$  为属于第  $k$  类的样本数,  $\mu_k$  为第  $k$  类样本的平均向量,  $\mu$  为所有样本的平均向量,  $\bar{S}_w$  为第  $i$  个基图像的 1 维投影子空间所对应的类内散布矩阵,  $\bar{S}_b$  为第  $i$  个基图像的 1 维投影子

空间所对应的类间散布矩阵。式(5)中的  $Var_{inter}(W_i)$  为第  $i$  个基图像  $W_i$  所代表的类间差异。定义如下:

$$Var_{inter}(W_i) = \det(\bar{S}_B) = \det\left[\sum_{k=1}^c (\bar{\mu}_k - \bar{\mu})(\bar{\mu}_k - \bar{\mu})^T\right] \quad (6)$$

式(5)中的  $Var_{intra}(W_i)$  为第  $i$  个基图像  $W_i$  所代表的类内差异。它的定义如下:

$$Var_{intra}(W_i) = \det(\bar{S}_W) = \det\left[\sum_{i=1}^c \sum_{t \in c_k} (\bar{V}_t - \bar{\mu}_k)(\bar{V}_t - \bar{\mu}_k)^T\right] \quad (7)$$

式中,  $\bar{V}_t = \bar{W}_i^T V_t$ ,  $\bar{\mu}_k = W_i^T \mu_k$ ,  $\bar{\mu} = W_i^T \mu$

根据式(7)进行基图像选择时,保留了主要反映类间差异的基图像来构造子空间,从而能够抑制图像之间的与识别信息无关的差异。而且由于该方法是在基图像的 1 维投影子空间上做线性判别分析,避免了类内散布矩阵奇异,因此,解决了 LDA 中的小样本问题;该方法融合了 NMF 和 LDA 方法的优点,能够获取最具判别力的局部特征。

### 4 实验及结果分析

目前,国际上公开的多年龄人脸数据库还较少,有些数据库虽然有拍摄时间的变化,但是间隔通常较小,并且不具有准确的年龄,为实验带来了难度。本文采用塞浦路斯大学的 FG-NET Aging database 人脸图像库 82 人、1 002 幅人脸图片。该数据库中每个人都有 6~18 幅人脸图像并附有该图像的准确年龄,所有人年龄在 0~69 岁之间分布。

预测阶段使用了收敛速度快、预测性能好的径向基(radial basis function, RBF)神经网络进行预测。对图像首先进行预处理:归一化,并截取人脸部分。然后作为样本对选出的基图像子空间进行投影后,再作为训练样本对神经网络进行训练。

本文实验采用 Leave-One-Person-Out mode 来对径向神经网络进行训练并测试。即每次从 82 人中选出一个人作为测试数据,剩下的 81 人作为训练数据,依次循环,让每一个人都做一次测试,然后将测试数据与训练数据分别向选出的基图像上投影,得到用于神经网络训练和测试的样本,进行年龄估计。

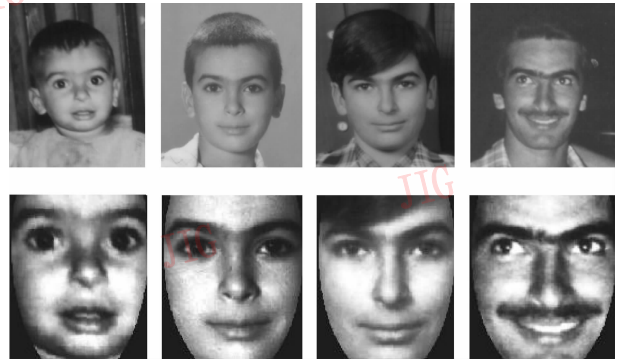


图 2 归一化图像  
Fig. 2 Normalized images

为了便于比较,首先进行常规 PCA 降维,选取了 92%, 90%, 88%, 84% 4 个能量值,得到相应维数并进行同样方式的测试,得到图 3(a)所示结果。再利用本文所述的方法,选取同样维数的子空间进行结果训练分类得到如图 3(b)结果,同时使用传统 NMF 进行测试,结果如图 3(c)所示。从得到的结果可以看到,改进的 NMF 算法在能量值较高的维数地方,取得了较为理想的结果,在 3~7 岁的年龄误差都要优于 PCA。其对于传统的 NMF 则每一个对应的维数都有着较大的提高(如表 1 所示),因此又要优于传统的 NMF。并且随着维数的提高,PCA 判别能力趋于饱和,而改进 NMF 方法的判别能力有着较为显著的提升,其基图像更具判别力。

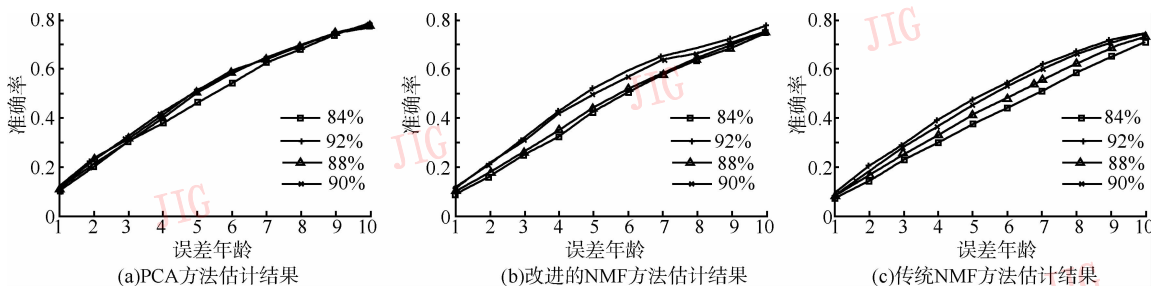


图 3 分别用 PCA、改进 NMF 和传统 NMF 方法得到的估计结果

Fig. 3 Estimation results using PCA, improved NMF and traditional NMF respectively

表 1 改进 NMF 与传统 NMF 识别结果  
Tab.1 Results using improved NMF and traditional NMF

	1 岁误差	2 岁误差	3 岁误差	4 岁误差	5 岁误差	6 岁误差	7 岁误差	8 岁误差	9 岁误差	10 岁误差	
改进的 NMF 方法	84%	0.087 92	0.167 92	0.255 47	0.329 29	0.43 115	0.513 16	0.579 31	0.641 26	0.690 4	0.759 1
	88%	0.090 99	0.178 07	0.260 91	0.356 55	0.447 92	0.528 35	0.588 05	0.650 02	0.704 04	0.747 2
	90%	0.114 65	0.216 95	0.310 90	0.419 81	0.498 7	0.575 74	0.640 8	0.670 11	0.717 61	0.757 7
	92%	0.118 69	0.221 24	0.323 93	0.434 78	0.525 0	0.598 73	0.657 3	0.689 7	0.727 0	0.778 6
传统的 NMF 方法	84%	0.071 15	0.146 95	0.235 23	0.302 28	0.379 97	0.441 85	0.513 86	0.585 18	0.656 29	0.7145
	88%	0.088 64	0.172 85	0.256 76	0.329 69	0.416 36	0.484 92	0.559 97	0.627 13	0.689 94	0.734 4
	90%	0.086 23	0.185 49	0.286 13	0.369 89	0.459 01	0.534 73	0.603 66	0.663 86	0.722 48	0.750 3
	92%	0.102 56	0.209 88	0.296 91	0.395 86	0.479 68	0.548 54	0.622 64	0.674 69	0.711 16	0.751 4

此外,也对其 MAE(mean absolute error)作了估计,并和不同文献中的方法进行了比较(如表 2 所示)。假设有  $M$  幅图片,图片真实年龄为  $\text{age}_k$ , 图片预测年龄为  $\overline{\text{age}_k}$ 。MAE 定义如下:

$$\text{MAE} = \sum_{k=1}^M |\overline{\text{age}_k} - \text{age}_k| / M \quad (8)$$

MAE 表征了不同特征表达方法与预测器的精度。表 2 中, WAS<sup>[8]</sup> 和 AAS<sup>[9]</sup> 都是基于年龄函数的年龄估计方式,这方面理论目前尚未成熟。可以看出, HumanB<sup>[10]</sup> 具有最低的 MAE 值,这是因为 HumanB 的特征提取量要远远丰富于其他,包括本文中的算法。HumanA<sup>[10]</sup> 特征提取量与本文类似,但本文的基于改进 NMF 的方法,使用了更具有类间判别性能的子空间基图像进行投影测试,得到了一个仅次于 HumanB 的 MAE 值,效果理想。

表 2 年龄估计 MAE

Tab.2 Mean Absolute Error in Age Estimation

	方法				
	INMF	WAS	AAS	HumanA	HumanB
MAE	7.26	8.06	14.83	8.13	6.23

## 5 结 论

尽管人的年龄老化方式各有不同,但在所有的年龄老化模式中一定还是存在一种大体的年龄变化趋势。本文使用一种改进的 NMF 算法,得到最具判别力的基图像将样本对其进行投影,并用 RBF 神经网络进行训练和测试,提取出包含在大多数人脸图像上的年龄信息,取得了较好的实验效果。在接下来的工作中还将进一步考虑提高 NMF 分解过程中对类信息的使用量及方式,加强学习方式的监督性,

从而提高年龄估计的准确性。

## 参考文献 (References)

- 1 Kwon Y H, Lobo N V. Locating facial features for age classification [A]. In: Proceedings of SPIE-the International Society for Optical Engineering[C], Boston, MA, USA, 1993,2055:62~72.
- 2 Kwon Y H, Lobo N V. Age classification from facial images [J]. Computer Vision and Image Understanding, 1999,74(1):1~21.
- 3 Hayashi J, Yasumoto M, Ito H, et al. Age and gender estimation from facial image processing[A]. In: proceedings of the 41st SICE Annual Conference[C], New York, NY USA, 2001:13~18.
- 4 Lanitis A. On the significance of different facial parts for automatic age estimation [A]. In: Proceedings of the 14th International Conference on Digital Signal Processing [C], Santorini, Greece, 2002:1027~1030.
- 5 Jain A K, Duin R, Mao J. Statistical pattern recognition: a review [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis Machine Intelligence, 2000, 22(1):711~720.
- 6 Zheng W S, Lai J G, Yuen P C. GA-Fisher: A new LDA-based face recognition algorithm with selection of principal components [J]. IEEE Transaction on System, Man and Cybernetics-Part B: Cybernetics, 2005, 35(5):1065~1078.
- 7 Zhang Zhi-wei, Xia Ke-wen. Improved non-negative matrix factorization and its application to face recognition [J]. Opto-Electronic Engineering, 2007, 34(8):121~125. [张志伟, 夏克文. 一种改进 NMF 算法及其在人脸识别中的应用[J]. 光电工程, 2007,34(8):121~125].
- 8 Lanitis A, Taylor C J, Cootes T. Toward automatic simulation of aging effects on face images. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002,24(4):442~455.
- 9 Lanitis A, Draganova C, Christodoulou C. Comparing different classifiers for automatic age estimation [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics-Part B,2004,34(1):621~628.
- 10 Geng Xin, Zhou Zhi-hua, Zhang Yu, et al. Learning from facial aging patterns for automatic age estimation [A]. In: Proceedings of the 14th ACM International Conference on Multimedia [C], Santa Barbara, CA, USA, 2006:307~316.