

# 基于 Boosting RBF 神经网络的人脸年龄估计

胡 澜, 夏利民

(中南大学信息科学与工程学院, 长沙 410075)

**摘要:** 年龄变化是引起人脸外观变化的主要原因, 但每个人的生活方式不同, 难以准确地从人脸图像中估计年龄。该文提出了一种基于人脸图像的年龄估计方法, 用 NMF 方法提取人脸特征, 通过 RBF 神经网络确定一个人脸图像及其相符年龄之间的估计函数。在此基础上, 为了提高神经网络的泛化能力和故障诊断的准确性, 利用 Boosting 方法构造一个基于神经网络的函数序列, 将它们组合成一个加强的估计函数, 实验结果表明了该方法的正确性。

**关键词:** 估计函数; RBF 神经网络; Boosting 算法

## Age Estimation of Facial Images Based on Boosting RBF Neural Network

HU Lan, XIA Limin

(School of Information & Engineering, Central South University, Changsha 410075)

**【Abstract】** Age change is the mainly factor of causing variations in the appearance of human faces. Due to many lifestyle factors, it is difficult to precisely estimate age from face images. This paper presents a method to estimate age from facial images and uses NMF for extraction of facial features. These facial features are used to build a function for an age estimation—a relationship between a facial image and its corresponding age using RBF neural network. In order to improve the precision of the RBF neural network for age estimation, it uses boosting algorithm to build an integration-neural network, a set of experiments of age estimation are presented. Experiment results show good estimation performance of the method.

**【Key words】** Estimation function; RBF neural network; Boosting algorithm

近年来, 根据对年龄的估计在自动收集市场信息方面有着广泛发展的前景。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 and da Vitoria Lobo<sup>[2]</sup>的方法中图像库非常小, 很难评价他们所得到的结果; Hayashi<sup>[3]</sup>等的方法不是很成功, 年龄的估计正确率只有 27%, Lanitis<sup>[4]</sup>的方法中人脸图像库只有 0 岁~35 岁、330 张图片, 实验结果受到了一定的局限。现在对人脸年龄进行估计的方法一般都受到了图像库中图像数量与质量的限制。本文收集了大量不同年龄段的高质量人脸图像, 使方法具有了一定的通用性。

本文提出了基于 Boosting RBF 神经网络得到年龄估计函数的方法, 先用 NMF 方法提取人脸特征, 然后用 RBF 神经网络确定一个人脸图像及其相应年龄之间的估计函数, 再采用 Boosting 方法, 进行网络集成, 从而得到想要的年龄估计函数。本文采用塞浦路斯大学的 FG-NET Aging database 人脸图像库以及自己建立的人脸库, 达 1 200 张人脸图像, 包括 93 个人不同年龄段的图像来进行实验, 正确率达到了 92.6%。

### 1 人脸图像特征提取

本文采用非负矩阵分解法(Non-negative Matrix Factorization, NMF)来提取人脸图像特征<sup>[5]</sup>, 该方法的优点在于保证了特征图像、投影系数以及重建图像都是非负的。具体的分解方法如下:

对于任何有 Num 幅图像, 每一幅图像为  $n \times 1$  维矩阵, 组成矩阵  $X = [x_{ij}] (n * \text{Num})$  维, 其每一列均是一幅人脸图像的非负灰度值所组成, 都可以将其分解为 2 个矩阵 B、H 的乘积。

$$X \approx BH \quad (1)$$

其中, B 是  $n \times m$  维特征矩阵; H 是一  $m \times \text{Num}$  维矩阵, 代表系数或权重;  $m \leq n$ , 分解达到了降维的目的。

(1) NMF 分解的价值函数

NMF 分解中, 定义矩阵 X 和 Y 距离为

$$C(X, Y) = \|X - Y\|^2 = \sum_{i,j} (x_{i,j} - y_{i,j})^2 \quad (2)$$

其中, I、j 分别表示矩阵 X 和矩阵 Y 的行标和列标,  $0 \leq i \leq n$ ,  $0 \leq j \leq m$ 。

用该距离作为衡量分解  $X \approx BH = Y = [y_{ij}]$  的标准, 该距离越小, 该分解越接近原矩阵, 最后该距离接近于 0。

因此, NMF 分解的定义如下:

$$\min_{B, H} (\|X - BH\|^2) \quad (3)$$

对任意的 j, 满足:

$$\sum_i b_{ij} = 1$$

其中, B、H  $\geq 0$ , 即所有的 B、H 均是非负的。

(2) NMF 分解算法

根据上面的分析, 给出下面的算法实现过程。

1) 初始矩阵 B、矩阵 H, 其元素均为非负随机数;

2) 更新 B、H 直到  $\|X - BH\|^2$  收敛;

① 更新 H 矩阵一行元素

**基金项目:** 国家自然科学基金资助重大项目 (79816101); 中国科学院知识创新工程领域前沿基金资助项目

**作者简介:** 胡 澜(1981—), 男, 硕士, 主研方向: 计算机图像处理, 模式识别; 夏利民, 博士

**收稿日期:** 2005-12-29 **E-mail:** ganet123@hotmail.com

$$H_{i,j} = H_{i,j} \frac{(B^T X)_{ij}}{(B^T B H)_{ij}}$$

②更新 B 矩阵相应的一列元素

$$B_{ki} = B_{ki} \frac{(X H^T)_{ij}}{(B^T H H^T)_{ij}}$$

③用①、②中刚刚更新的行与列更新  $B^T X$ 、 $B^T B H$ 、 $X H^T$ 、 $B^T B H^T$  中相应的元素。

## 2 基于 RBF 神经网络人脸图像的年龄估计

随着人的老化,必将引起人脸部特征变化,不同年龄段,人脸部具有不同的特征,而年龄与人脸部特征之间存在着一定的函数关系,即

$$\text{age} = f(x)$$

其中, age 为人的年龄, x 为与年龄相应的脸部特征。

本文采用 RBF 神经网络逼近,想要得到的年龄与人脸特征之间的函数,径向基函数神经网络(Radial Basis Function, RBF)是较常用的神经网络,基本结构如图 1 所示。

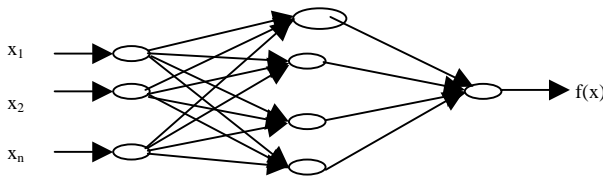


图 1 RBF 神经网络结构

图 1 表示了一个多输入多输出且具有 M 个隐层神经元的 RBF 网络模型,本文所研究的系统为单输入单输出系统。对于一个有 K 维、输入 M 个隐含层单元的网络,可以得出对于某个输入样本  $X = [x_1, \dots, x_k]^T$  网络的输出为

$$y_j = \sum_{i=1}^m \omega_{ij} R_i(x) \quad j=1,2,\dots,p \quad (4)$$

其中,  $\omega_{ij}$  为隐层第 i 个节点到输出层第 j 个节点之间的连接系数; m、p 分别为隐层和输出层节点个数,径向基函数  $R_i$  为

$$R_i(\|x - v_i\|) = \left( \frac{\sigma_i - \|x - v_i\|}{\sigma_i} \right)^2 \quad (5)$$

其中, X 是 n 维输入矢量;  $v_i$  是第 i 个基函数的中心,它与 x 的维数相同;  $\sigma_i$  是第 i 个基函数的宽度,而范数  $\|x - v_i\|$  表示 x 和  $v_i$  间的距离,通常取欧几里得距离。

本文采用 K 均值聚类方法和梯度下降法来训练 RBF 网络。

(1)用 K 均值法确定聚类中心  $v_i$ :

1)随机选择初始中心  $v_i(0)$ ,  $i = 1, \dots, m$ ; 给出初始学习率  $\alpha(0)$ ;

2)计算第 k 步的最小距离;

$$d_i(k) = \|x(k) - v_i(k-1)\| \quad (6)$$

3)求最小距离的节点 q;

$$q = \arg[\min d_i(k)] \quad (7)$$

4)更新中心;

$$v_i(k) = v_i(k-1) \quad i \neq q \quad (8)$$

$$v_q(k) = v_q(k-1) + \alpha(k)[x(k) - v_q(k-1)]$$

5)重新计算第 q 个节点的距离;

$$d_q(k) = \|x(k) - v_q(k-1)\|$$

6)修正学习率。

$$\alpha(k+1) = \frac{\alpha(k)}{1 + \text{int}[k/m]} \quad (9)$$

(2)用梯度下降法来确定  $\omega_{ij}$ :

1)随机选择初始系数  $\omega_{ij}(0)$ ;

2)用梯度下降法得到  $\omega_{ij}$  的更新式:

$$\omega_{ij}(k+1) = \omega_{ij}(k) + \eta R_i(k)(y_j(k) - y'_j(k)) \quad (10)$$

其中,  $\eta$  为学习步长;  $y_j(k)$  和  $y'_j(k)$  分别是网络输出层第 j 个节点的实际输出和理想输出。

人脸年龄估计是指神经网络的输出与实际年龄相符,本文以 NMF 分解提取到的特征向量 X (NMF 分解中的特征向量 B) 为样本,再以此作为 RBF 神经网络的输入进行分类。本文采用单节点输出即输出为年龄估计值,具体步骤如下:

(1)训练 RBF 神经网络

1)对于已知的年龄的图像,由 NMF 分解得到的特征向量 X 构成训练样本集

$$S = \{ (x(1), y_1'(1)), \dots, (x(N), y_1'(N)) \}$$

其中,  $y_1'(k)$  相应样本的年龄值。

2)用 K 均值聚类方法和梯度下降法来训练 RBF 网络,直到网络收敛。

(2)人脸的年龄估计

1)对需估计的人脸图像由 NMF 分解得到其特征向量 X;

2)以 X 作为 RBF 网络的输入,得到 RBF 网络的输出 y (四舍五入取整)。

## 3 基于 Boosting RBF 神经网络的年龄估计

为进一步提高神经网络的泛化能力和年龄估计的准确性,本文将 Boosting 方法用于年龄估计函数的求取中。Boosting 方法<sup>[7]</sup>是实现神经网络集成的有效方法。Boosting 方法给每个神经网络一个权值,误差大的神经网络权值小,反之,则权值大;对于未知样本,每个网络产生一个输出,对这些输出进行加权即为集成网络的输出。在图 2 中, S 是训练样本;  $D_t$  是第 t 轮学习样本的权向量;  $\alpha_t$  是第 t 个神经网络的权值; X 是测试样本的特征向量; Y 是输出值。

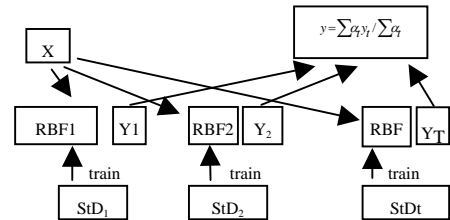


图 2 基于 Boosting RBF 神经网络的年龄估计

根据 Boosting, 在第 t 个网络的学习过程中, 式(8)变为

$$v_{iq}(k) = v_{iq}(k-1) + \alpha(k) D_t(k) [x(k) - v_{iq}(k-1)]$$

RBF 网络权系数更新式(10)改为

$$\omega_{ij}(k+1) = \omega_{ij}(k) + \eta R_i(k) D_t(k) (y_j(k) - y'_j(k))$$

其中, t 表示第 t 个网络。神经网络为单节点输出。从式(8)、式(9)可以看到, 由于对训练失败的训练样本赋予较大的权值, 因此该样本对网络权系数、中心更新的影响也大, 使得新的网络能很好地反映前面训练失败的样本, 从而提高网络的准确性和泛化能力。

(1)基于 Boosting RBF 神经网络<sup>[7]</sup>的人脸年龄估计的方法如下:

1)初始化: 初始赋予每个样本  $s = \{x(1), y_1'(1), \dots, x(N), y_1'(N)\}$

相等的权重  $1/N$ ;  $D_t(i) = 1/N$ 。

2)For  $t=1, 2, \dots, T$  Do

①在  $D_t$  下, 用 K 均值聚类方法和梯度下降法进行学习, 得到神经网络  $C_t$ ;

②计算该神经网络的错误率  $E_t$ ;

$$E_t = \sum_{k=1}^N D_t^2(k) (y(k) - y'(k))^2$$

③选择  $\beta_t = E_t / (1 - E_t)$  (11)

3)根据错误率更新样本的权重;

$$D_{t+1}(k) = D_t(k) \cdot \beta_t \frac{1 - |y(k) - y'(k)|}{\max(|y(k) - y'(k)|_k)} / Z_t$$

4)计算网络的权重为

$$a_i = \ln(1 / \beta_i) \quad (12)$$

(2)人脸年龄估计

1)由NMF分解得到需估计的人脸图像的特征向量X(即NMF分解中的特征向量B),以X作为各RBF网络的输入得到各RBF网络的输出 $y_i$ ;

2)集成神经网络的输出:

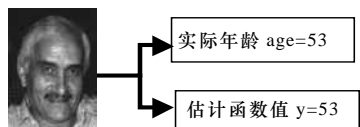
$$y = \sum \alpha_i y_i / \sum \alpha_i \quad (13)$$

函数估计所得的值四舍五入取整得到人脸图像的估计年龄Y。

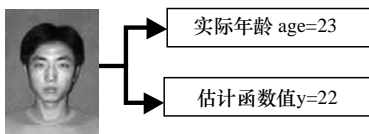
#### 4 实验与结果

实验采用了塞浦路斯大学的FG-NET Aging database<sup>[1]</sup>人脸图像库0岁~56岁、1000幅人脸图片,以及自己建立的图像库10岁~80岁、200幅人脸图片,共1200多张图像进行试验。

图3为试验结果,其中图3(a)为训练样本的年龄估计结果,图3(b)为测试样本的年龄估计结果。



(a) 训练样本图像年龄估计



(b) 测试样本图像年龄估计

图3 年龄估计

其中1000幅作为训练样本,200幅作为测试样本。图像归一化为116×160像素,并截取人脸部分,防止头发等其他部分干扰。然后作为样本对神经网络进行训练,完毕后得到年龄估计函数,用训练样本中100幅图片进行测试,正确率达到92.6%。为进一步验证方法的准确性,用测试样本中190幅10-50岁的人脸图片进行年龄估计,其正确率达到了86%,见表1。本文通过训练神经网络,得到人脸年龄估计函数的方法。本方法采用非负矩阵分解法(NMF)提取人脸特征,通

过 Boosting RBF 神经网络方法得到估计函数,通过实验证明了方法的可行性。由于图片数量和质量的限制,还有引起人脸变化的一些不确定因素,如人的爱好以及生活习惯等,最后得到的结果在普遍性上还存在一些问题。

表1 年龄估计结果

研究者	图像库	训练用图像	测试图像	年龄估计正确率
Kwon and Lobo <sup>[1]</sup>	47幅;包括婴儿、青年和老年	-	15幅	100%
Horng <sup>[8]</sup>	230幅;包括婴儿、青年和老年	-	230幅	81.6%
Hayashi <sup>[3]</sup>	300幅;15岁~64岁	-	300幅	27%
Lanitis <sup>[4]</sup>	330幅;0岁~35岁	250幅	80幅	平均错误为3.83年
文中方法	1200幅;0岁~80岁	1000幅	200幅	86%

今后我们将搜集更多质量较高的人脸年龄图像以建立大型图像库,同时收集相应人脸图片的生活方式习惯等多方面的信息,使方法具有更高的普遍性,同时也为年龄变化的自动仿真打下基础。随着人脸与年龄之间关系的研究不断成熟,它在科技、经济领域有着越来越广泛的应用。

#### 参考文献

- 1 Kwon Y H, Lobo N V. Locating Facial Features for Age Classification[C]. Proceedings of SPIE—The International Society for Optical Engineering, 1993: 62-72.
- 2 Hayashi J, Yasumoto M, Ito H, et al. Age and Gender Estimation from Facial Image Processing[C]. Proceedings of the 41<sup>th</sup> SICE Annual Conference, 2002-08: 13-18.
- 3 Lanitis A. On the Significance of Different Facial Parts for Automatic Age Estimation[C]. Proc. of the 14<sup>th</sup> International Conference on Digital Signal Processing, 2002-07: 1027-1030.
- 4 Edwards G J, Lanitis A, Taylor C J, et al. Statistical Face Models: Improving Specificity[J]. Image and Vision Computing, 1998, 16(3): 203-211.
- 5 宋星光, 夏利民. 基于 LNMF 分解的人脸识别[J]. 计算机工程与应用, 2005, 41(5): 42-43.
- 6 夏利民, 戴汝为. 基于 Boosting 模糊分类的滚动轴承故障诊断[J]. 模式识别与人工智能, 2003, 16(3): 323-327.
- 7 Horng W B, Lee C P, Chen C W. Classification of Age Groups Based on Facial Features[J]. Tamkang Journal of Science and Engineering, 2001, 4(3): 183-192.

(上接第190页)

#### 参考文献

- 1 张华平, 刘群. 基于角色标注的中国人名自动识别研究[J]. 计算机学报, 2004, 27(1): 85-91.
- 2 黄德根, 杨元生, 王省等. 基于统计方法的中文姓名识别[J]. 中文信息学报, 2001, 15(2): 31-37.

- 3 刘秉伟, 黄莹菁, 郭以昆等. 基于统计方法的中文姓名识别[J]. 中文信息学报, 2000, 14(3): 16-24.
- 4 Vapnik V N. Statistical Learning Theory[M]. New York: John Wiley & Sons, 1998.
- 5 陈春荣. 基于 SVM 的中文地名识别[D]. 大连: 大连理工大学, 2004.