

一种基于形状和纹理特征的人脸年龄估计方法

王甦菁¹; 周春光¹; 张娜¹; 李建朋²; 张利彪¹

(1. 吉林大学 计算机科学与技术学院, 长春 130012; 2. 空军工程大学 电讯工程学院 西安 710077)

摘要: 本文使用活动形状模型 ASM (Active Shape Model) 将人脸分成若干个三角形, 然后使用局部二值模式 LBP(Local Binary Pattern) 提取每个三角形区域的纹理特征。并通过支持向量回归对年龄进行估计。我们在著名的 FG-NET 年龄数据库上采用 Leave-One-Person-Out (LOPO) 模式进行实验, 使用平均绝对误差和累积指数作为评价标准, 实验结果表明, 无论是年龄估计还是年龄段估计, 本文提出的算法的平均绝对误差都小于著名的 AGES 算法。同时, 在实验中, 我们也发现嘴部区域的纹理对年龄估计的影响不大。

关键词: 人工智能 人脸识别 年龄估计 活动形状模型 局部二值模式 支持向量回归

中图分类号: TP391 文献标志码: A

A Estimating Age Method by Extracting Facial Features of Shapes and Textures

WANG Su-jing¹; ZHOU Chun-guang¹; ZHANG Na¹; LI Jian-peng²; ZHANG Li-biao¹

(1. College of Computer Science and Technology, Jilin University, Changchun 130012, China; 2. Telecommunication Engineering Institute, Air Force Engineering University, Xi'an 710077, China)

Abstract: This paper used ASM (Active Shape Model) to divide a facial image into a number of triangles, used LBP (Local Binary Pattern) to extract texture features of each triangle, and then used support vector regression for age estimation. The experiments were conducted on the famous FG-NET age database by Leave-One-Person-Out (LOPO) strategy. And the Mean Absolute Error (MAE) and the CumScore were used as evaluation criteria. The results show that the MAEs of the proposed algorithm is less than that of the state-of-the-art AGES algorithm in both age estimation and age range estimation. Meanwhile, we also find the texture of the mouth region has little influence on age estimation.

Key words: artificial intelligence facial recognition age estimation active shape model local binary pattern support vector regression

0 引言¹

人脸识别已在出入安全检查、视频编码、视频监测与跟踪、基于内容的检索等方面都有着极其重要的应用。现在人脸识别最主要三大难点, 亦即不同光照条件下的人脸识别、有遮挡的人脸识别和

跨年龄段的人脸识别。对于跨年龄段的人脸识别的研究很少。而如果能从人脸照片中对年龄进行估计, 这将有助于跨年龄段人脸的识别。

自从 FG-NET 年龄数据库[1]发布以后, 从一定程度上缓解了年龄数据的收集困难。陆续出现了一些关于年龄估计的文献。其中文献[2]是最早研究关于通过人脸的照片对年龄进行自动估计的文章之一。文献[3]通过把训练样本中每个个体的照片序列串联形成一个年龄模式 (aging pattern)。然后通过 PCA 等方法得到一个年龄模式子空间。对于一个被测图片, 它把每个被测图片放在不同的年龄位置上形成不同的年龄模式, 把这些年龄模式投影到年龄模式子空间中并重构, 选择重构误差最小的年龄模式作为被测图片的年龄。

主动形状模型(Active Shape Model,ASM)是 T. F. Cootes 等[4] 在 1994 年提出的一种基于统计学、灰

¹ 基金项目: 国家自然科学基金 (项目编号: 60873146、60973092、60903097)。国家高技术研究发展计划 (863) 计划项目 (课题编号: 2009AA02Z307)。吉林省生物识别新技术重点实验室(编号: 20082209)。吉林大学“211 工程”三期建设项目。吉林大学基本科研业务费项目 (93K-17-2009-Z03)。吉林省科技发展计划项目 (No.20080168)。

作者简介: 王甦菁(1976—)男, 高级工程师, 博士研究生。研究方向: 模式识别, 机器学习, 机器视觉。E-mail:wangsj08@mails.jlu.edu.cn
周春光(1947—)男, 教授, 博士生导师。研究方向: 计算智能, 模式识别, 进化计算, 生物信息学。E-mail:cgzhou@jlu.edu.cn

通信作者: 张利彪 (1973-), 男, 博士, 讲师, 研究方向: 计算智能、图像处理。E-mail:lbzhang@jlu.edu.cn

度和形状可分离的可变形模型，它最初主要用于医学图像的结构定位。后来被广泛应用到图像处理、计算机视觉等领域中。局部二值模式(Local Binary Pattern, LBP) [5]，是近年来应用最广泛的一种纹理抽取方法，对纹理有着方向无关性的良好特性。[6] 和[7]中用局部二值模式来提取纹理特征对年龄进行估计。但他们是把人脸分割成一个一个矩形小块。

本文针对年龄估计中成年人的年龄和脸的形状无关，只与脸部的纹理（具体指的是皱纹和皮肤光滑程度）有关的特点，把主动形状模型和局部二值模式结合起来提出了一种适合年龄估计的人脸特征提取新方法，并通过支持向量回归来实现对年龄的自动估计。本文提出的算法特点是：(1)用 ASM 把人脸分割成不同的三角形，每个三角形与人脸部特定的区域，这样可以研究人脸不同的区域对年龄估计的贡献度；(2) ASM 克服了 AAM 随着训练集的样本量增大对训练集内的样本拟合的效果变差的缺点。全文组织如下：第 1 节中简单地介绍了主动形状模型和局部二值模式并提出了新的人脸特征提取方法；第 2 节介绍了支持向量回归的基础；第 3 节实验结果和相关的讨论性；第 4 节总结全文。

1 特征提取的描述

1.1 主动形状模型

主动形状模型 ASM (Active Shape Model) [4] 基于点分布模型 PDM (Point Distribution Model) 的算法，最初是由 Cootes 等人提出的。在 PDM 中，外形相似的特定类别物体（比如人脸、人手）的形状通过若干关键特征点 (Landmarks) 的坐标串接成原始形状向量。图 1 显示了一张标定了 68 个关键点的人脸。对训练集中的所有形状向量进行对齐操作后，对它们进行 PCA 分析建模，保留的主成分形成最终的形状模型，形状模型的参数反映了形状的主要可变化模式。

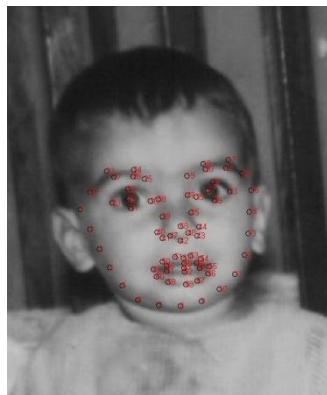


图 1 人脸标定 68 个关键点

Fig.1 a face with 68 key points

ASM 把非刚性物体的变化看成是一系列小图形的变化的线性组合。这样就可以通过改变少量的参数，ASM 就可以产生大幅度的形变。把一幅图像上的所有关键点的坐标串联起来，形成一个形状向量

$$s_i = (x_i^1, y_i^1, \dots, x_i^m, y_i^m)^T \quad (1)$$

对这些形状向量应用 PCA，可得到

$$s_i = \bar{s} + Pb_i \quad (2)$$

这里的 \bar{s} 是 s_i 的均值， P 是一个正交矩阵， b_i 是形变参数。

1.2 局部二值模式

局部二值模式 LBP(Local Binary Pattern)[5] 是一种有效的纹理提取算子。一般 LBP 算子采用如图 2 所示的 3×3 模板，把 g_c 的灰度值设为阈值，对其它 $g_0 - g_7$ 这 8 个像素进行二值化。

$$S(g_p - g_c) = \begin{cases} 1, & g_p \geq g_c \\ 0, & g_p < g_c \end{cases} \quad (3)$$

其中 g_c 表示该中心像素的灰度值； g_p 表示采样点的灰度值。然后，通过对每个采样点赋予不同的权系数来计算该 g_c 的 LBP 值，

$$LBP = \sum_{p=0}^7 S(g_p - g_c) 2^p \quad (4)$$

Ojala [8] 将算子从 3×3 大小邻域扩展到可以在不同大小范围邻域来进行纹理特征的提取。几种不同大小的 LBP 算子如图 3 所示。其中(P, R)表示半径为 R 的圆内有 P 个样本点。原图像中纹理平滑的区域，经过 LBP 变换后其相应的位置的灰度值比较大，表现在图像中就是比较亮的区域，利用 LBP 的这一性质，来统计人脸上的皱纹多少，从而对年龄进行估计。图 4 是一个 LBP 变换的示例，左侧是原图，右侧是经 LBP 变换后得到的。

g_0	g_1	g_2
-------	-------	-------

g_7	g_c	g_3
g_6	g_5	g_4

Fig.2 LBP operator

图 2 LBP 算子

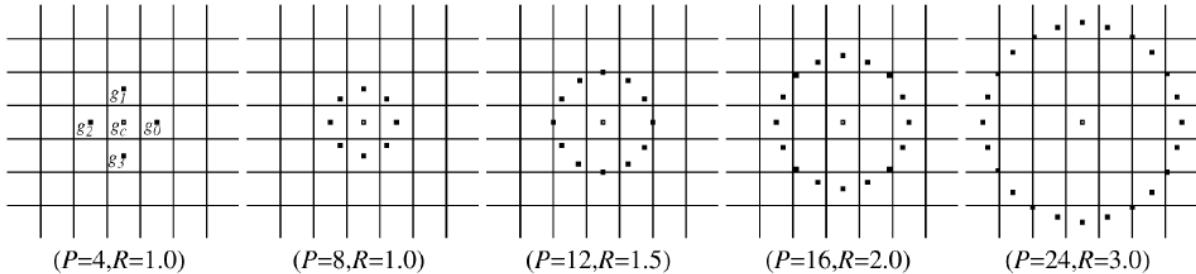


图 3 不同(P,R)的领域图示

Fig.3 the neighbors of the various (P,R)

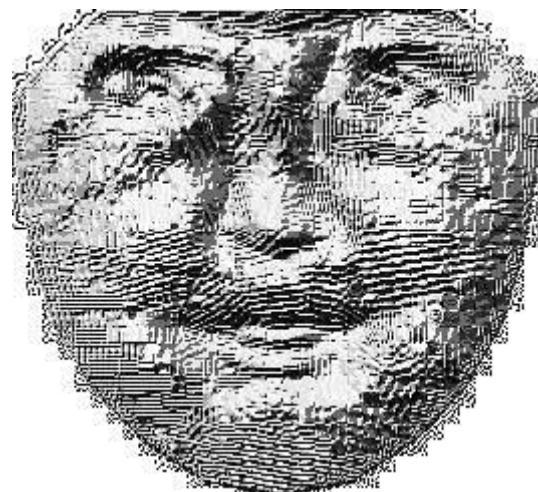


图 4 LBP 一个示例

Fig.4 a example of LBP

1.3 生成特征

首先通过PDM采用形状对齐算法将学习集合中的所有形状对齐到同一坐标系下，对齐后求出一个平均形状 \bar{s} ，对求出的 \bar{s} 生成delaunay三角形[9]，delaunay三角形把人脸分成若干区域。图 5显示了 \bar{s} 和生成的delaunay三角形。人脸的各个部分分布于不同的一个或多个三角形中。这样可以讨论人脸的各个部分对年龄估计的贡献程度。

$$T_{delaunay} = \{t_1, t_2, \dots, t_m\} \quad (5)$$

其中 $T_{delaunay}$ 表示 delaunay 三角形的集合。对每个

$t_i (i = 1, \dots, m)$ 覆盖的像素做 LBP 变换，得到其 LBP

直方图 $h_i (i = 1, \dots, m)$ ，将 h_i 串联起来，得到最终要

提取的人特征向量 x 。

$$x = (h_1, h_2, \dots, h_m) \quad (6)$$

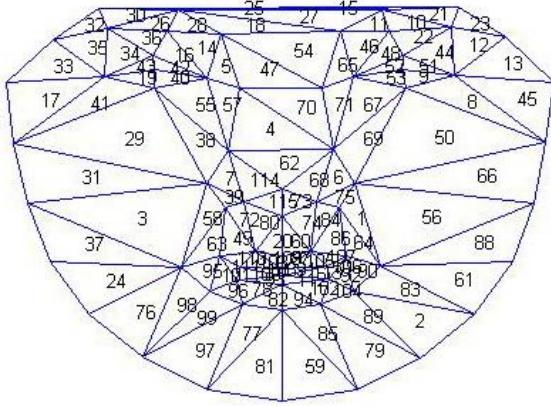


图 5 生成的 delaunay 三角形
Fig.5 delaunay triangles

2 分类器选用

分类器的选用和设计是模式识别中的一个重要环节, 在这里我们使用支持向量对年龄作回归。SVR (Support Vector Regression) 是一种监督学习方式, 设训练样本为 $(x_1, y_1), \dots, (x_n, y_n) \in R^d \times R$, 其中 x_i 就是由(6)式生成的 d 维特征向量, y_i 是所对应的回归值, 即年龄。

$$f(x) = \langle w, x \rangle + b \quad (7)$$

其中 $w \in R^d, b \in R$, $\langle w, x \rangle$ 表示 w 和 x 的点积, 如果对于每个 x_i 而言, $f(x_i)$ 和 y_i 的差都很小时, 这个 w 就是 SVR 要找的超平面。这个问题可以写成下面的优化问题。

$$\begin{aligned} & \min \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^n (\xi_i^+ + \xi_i^-) \\ & \text{subject to} \begin{cases} y_i - \langle w, x_i \rangle - b \leq \varepsilon + \xi_i^+ \\ \langle w, x_i \rangle + b - y_i \leq \varepsilon + \xi_i^- \\ \xi_i^+, \xi_i^- \leq 0 \end{cases} \end{aligned} \quad (8)$$

其中, ε 是允许的误差范围。每个训练样本都有与

其对应的 ξ_i^+ 和 ξ_i^- , 用来决定该样本是否可以落在 ε 范围之外, C 是用来调节模型是否对样本过于拟合。若 SVR 的损失函数取 ε 不敏感函数:

$$L_\varepsilon(x, y) = \begin{cases} 0, & \text{if } |f(x) - y| - \varepsilon \\ |f(x) - y| - \varepsilon, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (9)$$

(8)式最终解如下:

$$w = \sum_{i=1}^n (\alpha_i - \alpha_i^*) x_i \quad (10)$$

$$f(x) = \sum_{i=1}^n (\alpha_i - \alpha_i^*) \langle x_i, x \rangle + b \quad (11)$$

其中, α_i, α_i^* 是拉格朗日乘子。将(10)式代入(7)式可以解出(7)式中的 b 。

通过使用核函数, 可以实现非线性回归。根据不同的需要, 可以选用不同的核函数, 这里核函数采用径向基函数 RBF:

$$k(x, x') = \exp\left(-\frac{\|x - x'\|^2}{2\zeta^2}\right) \quad (12)$$

给定一个核函数后, 非线性 SVR 的解可以写成:

$$\langle w, x \rangle = \sum_{i=1}^n (\alpha_i - \alpha_i^*) k(x_i, x) \quad (13)$$

$$f(x) = \sum_{i=1}^n (\alpha_i - \alpha_i^*) k(x_i, x) + b \quad (14)$$

3 实验结果及分析

在我们的实验中, 使用FG-NET年龄数据库。该数据库中共有82个人的1002张人脸照片, 其中每个人有6-18张标有年龄的照片。数据库中的年龄最小的0岁, 最大的69岁之间, 其中, 56, 57, 59, 64, 65, 66, 68, 这几个年龄没有照片, FG-NET数据库中的第一个人的图像如图 6所示。

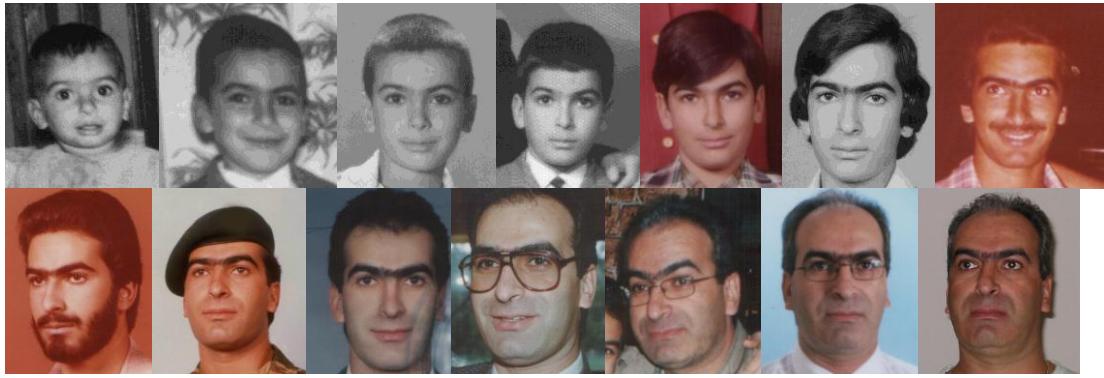


图 6 FG-NET 数据库中的第一个人的图像

Fig.6 the first person in FG-NET database

在我们的实验中，采用Leave-One-Person-Out (LOPO) 模式，即每一轮，用一个人的全部照片作为测试集，而其余作为训练集，这样一共进行82轮测试。本文采用两个评价指标进行实验评价。一种是平均绝对误差 (Mean Absolute Error, MAE)，即计算估计年龄与真实年龄之差的绝对值的均值。其值越小，表明算法性能越好。另一种是累积指数 (CumScore)，其定义为

$$CumScore(l) = \frac{M_{e \leq l}}{M} \times 100\% \quad (15)$$

其中 M 为测试样本数， e 是误差绝对值， l 是指定的整型参数， $M_{e \leq l}$ 表示误差绝对值小于指定值 l 的测试样本数。累积指数表示了估计误差在规定范围内的测试样本的比重，在同一 l 下，其值越大，表明算法性能越好。 l 一般取值在0-10之间。因为年龄估计中偏差10岁的估计没有实际意义的。我们先用fg-net中的所有样本训出一个平均形状 \bar{s} 并生成(5)式中的delaunay三角形集合，得到115个三角形，如图 5所示。用我们的特征抽取的方法做了两组实验，第一组（记为A组）我们对全部115个三角形用(6)式生成特征向量。一般来说嘴这部分纹理对年龄估计影响不大，所以第二组（记为B组）我们对除了嘴部区域以外的91个三角形用(6)式生成特征向量。把两组实验的结果和近年比较有代表性的算法 AGES[3]做比较。这两组实验中,SVR中的参数C取 ∞ ， ε 取0.01，核函数选用式(12)，其中 ξ 取2。算

法AGES，我们用AAM对每个人脸提取了27个形状特征和154个纹理特征，在做PCA时，把维数降到20。从表 1中可以看出显示了A,B两组实验的MAE要低于AGES算法，其中除了嘴部区域的B组的MAE达到了最小。从图 7中可以看出当误差 l 大于4时，实验B组的累积指数都大于算法AGES。

表 1 A,B 两组实验和 AGES 算法的 MAE 数据

Table 1 the MAE of the experiments

方法	MAE
AGES	8.9471
Experiment A	6.3363
Experiment B	6.1956

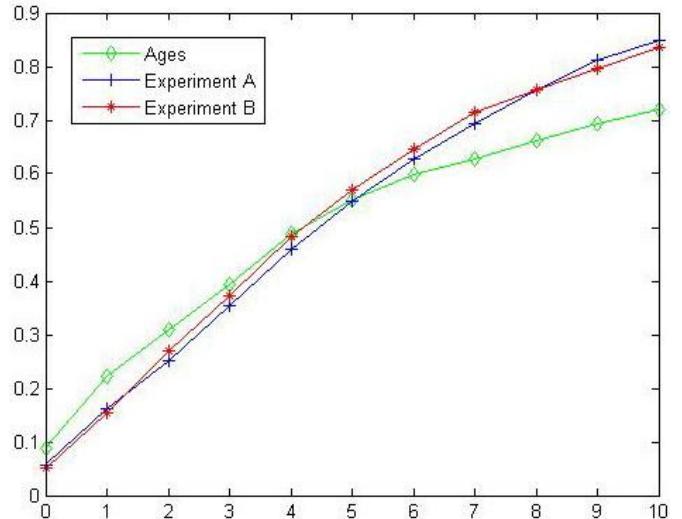


图 7 两组实验和 AGES 算法的 CumScore 的对比

Fig.7 the CumScore of the proposed methods and AGES

在实际生活中，有时候不用对一个人的年龄做精确的估计，而对一个人的年龄范围进行估计就行了，比如我们通常描述一个人“33岁到37岁之间”而不是精确的描述这个人“35岁”，我们把FG-NET中0-69岁按5个年龄跨度为一个年龄段，分成14个年龄段，即0-4, 5-9, ..., 65-69这14个年龄段。我们对年龄段进行估计时，并没有采用算法AGES中提到的公式(17)

$$ar = \lfloor age / w \rfloor + 1 \quad (16)$$

其中， w 是每个年龄段的年龄跨度。而是对支持向量机进行重新训练。CumScore 对年龄段估计进行评价已经没有意义，我们在这采用命中率 Hit Rate 这个指标。从表 2 中可能看出，我们提出的方法在 MAE 和 Hit Rate 上都有要优于算法 AGES。实验 B 组的 Hit Rate 和 A 组相同，但 MAE 要优于实验 A

组。

表 2 年龄段实验的性能指标

Table 2 the MAE and Hit Rate of the experiments

方法	MAE	Hit Rate
AGES	2.10	22.75%
Experiment A	1.28	25.44%
Experiment B	1.26	25.44%

4 结论

本文通过融合形状特征提取方法ASM和纹理特征提取方法LBP提出了一种适合年龄估计的人脸特征提取方法，并通过支持向量回归对年龄进行估计。本方法的特点是：(1)用ASM把人脸分割成不同的三角形，每个三角形与人脸部特定的区域，这样可以研究人脸不同的区域对年龄估计的贡献度；(2)ASM克服了AAM随着训练集的样本量增大对训练集内的样本拟合的效果变差的缺点。通过实验我们发现嘴部区域的纹理对于年龄估计没有影响，并且实验表明，我们提出的算法性能上要优于算法AGES。

参考文献

- [1] . FG-NET AGING DATABASE.
<http://www.fgnet.rsunit.com/>[M].
- [2] Y. H. Kwon, N. D. Lobo. Age classification from facial images[J]. Computer Vision and Image Understanding, 1999, 74 (1) : 1-21. 1999, 74(1): 1-21

- [3] X. Geng, Z. H. Zhou, K. Smith-Miles. Automatic age estimation based on facial aging patterns[J]. Ieee Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2007, 29 (12) : 2234-2240. 2007, 29(12): 2234-2240
- [4] T. F. Cootes, C. J. Taylor, D. H. Cooper, et al. Active shape models--their training and application[J]. Comput. Vis. Image Underst., 1995, 61 (1) : 38-59. 1995, 61(1): 38-59
- [5] Timo Ojala, Matti Pietikainen, David Harwood. A comparative study of texture measures with classification based on featured distributions[J]. Pattern Recognition, 1996, 29 (1) : 51-59. 1996, 29(1): 51-59
- [6] A. Gunay, V. V. Nabihev. Automatic age classification with LBP[M], 2008: 1-4.
- [7] Ju Chuan-Hui, Wang Yun-Hong. Automatic age estimation based on local feature of face image and regresion[M], 2009: 885-888.
- [8] T. Ojala, M. Pietikainen, T. Maenpaa. Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns[J]. Ieee Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24 (7) : 971-987. 2002, 24(7): 971-987
- [9] D. T. Lee, B. J. Schachter. Two algorithms for constructing a Delaunay triangulation[J]. International Journal of Parallel Programming, 1980, 9 (3) : 219-242. 1980, 9(3): 219-242