

文章编号:1004-9037(2012)03-0000-05

基于 Gabor 小波与 LBP 直方图序列的人脸年龄估计

黄 兵 郭继昌

(天津大学电子信息工程学院,天津,300072)

摘要:提出了一种基于 Gabor 小波和局域二值模式(LBP)直方图序列的人脸年龄估计方法。首先对人脸图像提取多方向与多尺度的 Gabor 幅值域图谱(GMMs);然后采用基于局部特征的 LBP 算子对 GMMs 编码,并对之分块,由各子块的直方图序列来描述人脸;为进一步降低人脸特征维数,再对人脸直方图序列特征应用主成分分析(PCA);最后使用支持向量机回归(SVR)的 LOPO 策略对人脸年龄库进行训练和测试。实验结果表明,该方法可以较为快速有效地对人脸图像进行年龄估计。

关键词:年龄估计;Gabor;局域二值模式;主成分分析;支持向量机回归

中图分类号:TP391.4

文献标识码:A

Age Estimation of Facial Images Based on Gabor and Histogram Sequence of LBP

Huang Bing, Guo Jichang

(School of Electronic Information Engineering, Tianjin University, Tianjin, 300072, China)

Abstract: A method for age estimation of facial images is proposed based on the combination of the Gabor wavelets and the histogram sequence of the local binary pattern (LBP). First, the facial images are filtered by the multi-orientation and multi-scale Gabor before Gabor magnitude maps (GMMs) are extracted. Second, the local neighbor pattern on GMMs is extracted by LBP based on local characteristics, which is divided into several sub-blocks from which calculate the histogram sequences. Third, to further reduce the dimension of facial features, PCA is applied to the histogram sequences. Finally, a leave-one-person-out (LOPO) test scheme of the support vector regression (SVR) is used to train and test the face age database. Experimental results show that the method can quickly and effectively estimate the age of human faces.

Key words: age estimation; Gabor; LBP; PCA; SVR

引 言

人脸传递了很多重要的个体信息,例如种族、性别、身份和年龄等。而年龄随着人类的成长、衰老在面部表现出不同的特征。人脸图像的年龄估计在动漫、娱乐、人脸老化模拟,以及收集市场信息等方面都有广阔的应用前景。国内外很多学者已对人脸的年龄估计进行了研究,并取得了一定的成果。

Lanitis 等提出了用人脸图像的一组特征向量和年龄之间建立关系,确定年龄估计函数,这种方

法基于统计理论,具有较强的应用价值^[1],但文中的特征提取方法不够精确,年龄函数的类型单一。Geng 等将已知的人脸图像作为整个年龄段图像的一个子空间,通过图像在子空间的位置表明该人脸图像的年龄^[2],虽然可以有效地估计年龄,但是时间复杂度较大,难以实际应用。Gunay 等提出了采用 LBP 来提取人脸纹理特征^[3],该方法对光照变化具有鲁棒性,但文中只是粗略地进行了人脸年龄段的估计。Guo 等提出了基于(Bio-inspired features, BIF)和支持向量机(Support vector machine, SVM)的年龄估计方法,该方法利用 2 维 Gabor 小

波能描述脊椎动物大脑初级视觉皮层的单细胞可接受信息域分布^[4],但采用 64 个 Gabor 小波和 STD 操作,导致特征提取较耗时且限制了年龄估计准确度的进一步提高。

针对以上问题,提出一种基于多方向、多尺度 Gabor 小波和 LBP 直方图序列的人脸年龄精确估计方法。鉴于 Gabor 小波在提取特征时具有方向、尺度的选择性和 LBP 算子编码局域纹理特征的有效性,将两种性能良好的方法结合起来,提取丰富的具有方向与尺度的面部特征。为了减少在 SVR 训练和测试人脸年龄库时计算的复杂度,先用直方图对人脸纹理特征进行统计,再运用经典的 PCA 方法进一步快速降低特征维数。实验结果表明该方法

以较少的人脸特征维数实现了人脸年龄较为准确快速的估计。

1 人脸纹理特征提取与降维

基于 Gabor 小波和 LBP 直方图序列的人脸纹理特征提取过程如图 1 所示。主要包括以下步骤:(1)定位、归一化输入的人脸图像;(2)选取多个方向和尺度的 Gabor 小波分别对归一化图像滤波并提取幅值域图谱 GMMs;(3)应用 LBP 对 GMMs 编码,并划分成不重叠且具有相同大小的矩形块,计算各子块的直方图;(4)将一幅人脸图像所有子块的直方图形成的序列串接起来,作为人脸图像的纹理特征向量。

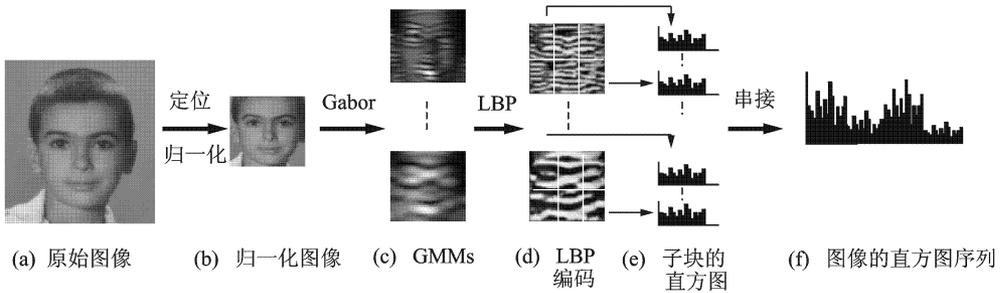


图 1 提取人脸纹理特征

1.1 Gabor 幅值图谱

生物学研究发现,2 维 Gabor 小波可以模拟生物的视觉系统,能够很好地描述脊椎动物大脑初级视觉皮层部分中单细胞感受野的轮廓,捕捉突出的视觉属性,如空间定位、方向选择等,因而在图像分析中具有重要的作用^[5-6]。而且,Gabor 小波在消除空间域和频域二维联合不确定性方面是最优的,它可以看成是方向、尺度可调的边界和直线检测器,是被公认的信号表示特别是图像辨识的最好方法之一^[6]。通过改变 Gabor 小波核函数的方向和尺度检测出图像中不同方向和尺度上的边缘和线条,可以提取图像中的纹理特征。在人脸识别领域,Gabor 特征又表现为对光照、表情等变化具有较强的鲁棒性^[7]。

实验时仅采用 16 个 Gabor 小波,即 4 个尺度 ($V=4$)和 4 个方向 ($U=4$),来分解人脸图像,提取不同尺度、方向的 Gabor 特征。与文献^[4]相比,计算人脸 Gabor 特征的复杂度减小且得到的特征向量维数降低。使用的 Gabor 核函数形式如下

$$g_{v,u}(x,y) = \frac{||k_{v,u}||^2}{\sigma^2} \exp\left[-\frac{||k_{v,u}||^2 \cdot ||z||^2}{2\sigma^2}\right] \cdot \left[\exp(i \cdot k_{v,u} \cdot z) - \exp\left(-\frac{\sigma^2}{2}\right)\right] \quad (1)$$

式中: $k_{v,u} = (K_v \cos \phi_u, K_v \sin \phi_u)$, $z = (x, y)$ 为空间位置坐标, $K_v = K_{\max} / f^v$, $\phi_u = \pi \cdot u / U$ 。 v, u 分别为尺度标号和方向标号, K_v, ϕ_u 分别定义了波向量 $k_{v,u}$ 的方向和尺度, f 为频率域中的采样步长, K_{\max} 对应最大的采样频率,参数 σ 决定了高斯窗的宽度与波向量长度的比率。实验中相关参数取值为: $\sigma = 2\pi$, $K_{\max} = \pi/2$, $f = \sqrt{2}$,Gabor 小波核函数的方向和尺度分别为 $0, \pi/4, \pi/2, 3\pi/4$ 和 $9 \times 9, 11 \times 11, 13 \times 13, 15 \times 15$ 。

人脸图像的 Gabor 特征由人脸图像和 Gabor 小波核函数的卷积得到。令 $f(x, y)$ 表示人脸的灰度图像,那么人脸的 Gabor 特征可以定义为

$$G(x, y, v, u) = f(x, y) \otimes g_{v,u}(x, y) \quad (2)$$

式中, $v = 0, 1, \dots, V; u = 0, 1, \dots, U$;" \otimes "表示卷积运算。在提取图像的纹理特征时,能量信息可以较好地反映图像的特征^[6]。人脸的 Gabor 幅值域图谱为

$$\text{GMM} = \sqrt{\text{Re}(G)^2 + \text{Im}(G)^2} \quad (3)$$

1.2 LBP 编码 GMMs

LBP 作为一种图像纹理的描述算子,广泛应用于人脸识别及医学图像处理等领域中。LBP 算子通过刻画图像中每个像素点与其邻域内其他各

点的灰度值的差异来描述图像纹理的局域结构特征,这种以邻域为单位的局域结构可以看成是一个纹理单元,这种纹理单元在整幅图像中有规律的出现就构成了一定的纹理,而对整幅图像的纹理单元统计则可以表示图像的纹理特征。该方法将局部的纹理结构信息以及全局的纹理统计信息同时融合到纹理分析中,为同时分析图像中随机的微观纹理和确定的宏观纹理提供了一个有效的工具^[6]。本文采用8邻域的LBP算子提取人脸图像的纹理特征。对图像每个像素,以其灰度值 f_c 为阈值,若周围像素灰度值大于或等于该灰度值,则将该点设为1,否则为0。对其8邻域进行0/1编码,得到一个长度为8的二进制串,用该二进制串作为该像素的编码,即

$$LBP = \sum_{p=0}^7 s(f_p - f_c) \cdot 2^p \quad (4)$$

式中: $s(x) = \begin{cases} 1, & x \geq 0 \\ 0, & x < 0 \end{cases}$, f_p ($p=0, 1, \dots, 7$) 表示待编码像素 f_c 周围像素的灰度值, 2^p 为按顺时针对应 f_p 的权值。

如图2所示,则中心像素的LBP编码可以表示如下

$$LBP = 1 + 16 + 32 + 64 + 128 = 241$$

6	5	2	1	0	0	1	2	4	1	0	0
7	6	1	1		0	128		8	128		0
9	8	7	1	1	1	64	32	16	64	32	16

(a) 原图 (b) 阈值 (c) 权值 (d) LBP编码

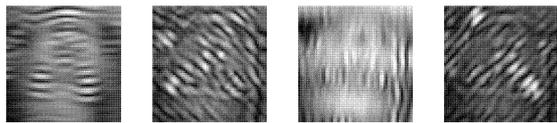
图2 LBP计算示意图

LBP算子对GMMs不同方向与尺度纹理特征编码,记为LGBP^[7]

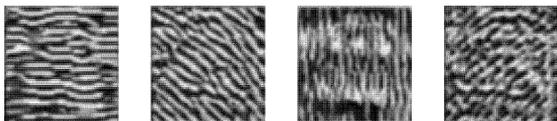
$$LGBP = \sum_{p=0}^7 s(GMM_p - GMM_c) \cdot 2^p \quad (5)$$

式中, $v=0, 1, \dots, V$; $u=0, 1, \dots, U$ 。

如图3所示,同一幅人脸图像经过尺度为 9×9 的Gabor处理后,在不同方向具有不同的视觉特



(a) GMMs



(b) LGBP

图3 GMMs特征与LGBP特征对比

性,从图(a)中可以看出提取特征的方向性较为明显。图(b)反映出经过LBP提取的人脸纹理具有良好的局域特性,人脸面部纹理信息突出。实验表明新的丰富的纹理特征更利于年龄估计。

1.3 直方图序列特征

随着年龄的增长,人脸的变化突出表现在局部区域,如皱纹出现在额头和眼角等。基于全局的人脸描述对这种面部的局部变化鲁棒性不强^[7]。基于此,将人脸LGBP图像分成 N 个同等大小的区域,每个区域分别用直方图统计其分布属性,使得局部细节信息更加显现。将 N 个区域的直方图序列连接起来描述人脸的整体信息。因而在保留对人脸图像的整体描述的同时又突出面部局部细节的变化,且使特征数据维数有所降低。灰度图像的直方图定义为

$$h_i = \sum_{x,y} \delta(f(x,y) - i) \quad (6)$$

其中: $i=0, 1, \dots, I$, I 为灰度图像的灰度级, δ 为脉冲函数。则每个子块的直方图为

$$H_{v,u,i}^j = \sum_{x,y,v,u} \delta(LGBP_j(x,y,v,u) - i) \quad (7)$$

式中: $i=0, 1, \dots, I$; $j=1, 2, \dots, N$ 。实验时, N 是变化的,通过改变横向和纵向的不同分块数来改变 N 。两方向上分块数的变化范围为 $1, 2, \dots, 8$ 。分块的数目变化范围可以根据图像的大小和图像灰度级来确定。实验时发现分块数不宜太多,分块太多导致子块过小而使像素个数少,使直方图失去统计意义。将不同方向、不同尺度LGBP的所有子块的直方图序列连接成一个向量

$$\Delta^k = [H_{0,0,1}^1, \dots, H_{0,0,I}^1, \dots, H_{V,U,1}^N] \quad (8)$$

式中: $k=1, 2, \dots, L$, L 为人脸样本的总数; Δ^k 表示第 k 幅人脸图像的直方图序列特征。将 L 个人脸图像的直方图序列按行组合成一个矩阵,则 Δ 为 L 幅人脸图像的直方图序列特征矩阵。即

$$\Delta = [\Delta^1, \Delta^2, \dots, \Delta^L]^T \quad (9)$$

1.4 PCA进一步降维

由于Gabor小波系数存在冗余,它能提取到丰富的具有不同方向与尺度特征,同时也引入了大量图像冗余信息^[7],所以人脸的特征向量维数较高且有较大程度的相关冗余。本文使用经典的PCA统计方法进一步对特征降维。PCA方法参见文献^[9]。PCA被广泛地应用在数据压缩和分析中,能很好地描述和表征细微差异。其主要思想是:利用一组维数不多的特征尽可能精确地表示样本。本质

上是寻找一组最优的单位正交向量(即所谓的主成分)作为子空间,样本可以通过主成分的线性组合来表示,使得所表示的样本与原始样本之间的均方误差最小。PCA 消除了样本数据之间的相关性,实现了样本数据的压缩。假设 Δ 为 $L \times D$ 维数据, L 为样本总数, D 为每个样本的维数。经过PCA 运算后选择 d 个主成分($d \leq D$),则将人脸特征矩阵在特征空间上投影之后得到 $L \times d$ 维的数据,即为降维后的特征矩阵。对于 d 值的选择,实验时从60~900之间进行调整,使实验结果达到最佳。

2 基于SVR 的人脸年龄预测

Cortes 和 Vapnik 于 1995 年首次提出支持向量机 SVM,该方法建立在统计学习理论的 VC (Vapnik-Chervonenkis Dimension)理论和结构风险最小原理基础上,根据有限的样本信息在模型的复杂度(即对特定训练集的学习精度)和学习能力(即无错地识别任意样本的能力)之间寻求最佳折中,以期获得最好的推广能力^[10]。其基本思想是:通过非线性变换,将输入空间变换到一个高维空间,在高维空间中求取最优线性分类面,而这种非线性变换是通过定义适当的内积函数来实现的。该内积函数称为SVM的核函数,目前研究较多的有多项式核、Gauss 径向基核和 Sigmoid 核。SVM 在小样本集问题上具有良好的预测效果,可以很好地解决非线性及高维的模式识别问题。支持向量回归 SVR 是 SVM 在回归问题上的推广。关于 SVM 相关理论参见文献^[10]。采用 SVR 进行年龄估计,即建立纹理特征向量与年龄之间的函数关系

$$\text{age} = f(\mathbf{y}) \quad (10)$$

式中, \mathbf{y} 为降维后的人脸特征向量。

实验时选用 Gauss 径向基作为 SVR 的核函数,其参数确定比较简单,而且回归效果比较好。采用 Leave-one-person-out (LOPO)策略对人脸年龄数据库进行训练和测试,即每一轮,同一个人的所有年龄图像用来作为测试集,其余人的所有图像作为训练集,测试过程将每一个样本都测试到,而且不与训练集重叠。这样进行测试,可以更加接近实际应用。本文使用的人脸年龄库含有 82 个个体,采用 LOPO 策略时需要进行 82 轮训练和测试,这个过程也是计算量较大,且相当耗时的,特别是当 SVR 参数选择较苛刻时,实验的周期将更长。所以对于 SVR 求解最优化问题过程中惩罚函数 C 、参数 p 和容许误差 ϵ ,实验时取 $C=100$, $\epsilon=0.001$, $p=1/k$ (k 为特征向量的属性值)。实验结果表明,这些值

足以得到较好的年龄估计精度,且使 SVR 在训练和测试时计算复杂度小、耗时短。

3 实 验

用平均绝对误差 MAE 和绝对误差的累计分 (Cumulative Score CS)来评价所提出方法与相近方法的年龄估计精度。定义如式(11)和(12), z_k 为 人脸图像的实际年龄, $f(x_k)$ 为 SVR 预测年龄, e 为绝对误差, $N_{e \leq j}$ 为绝对误差小于等于 j 的人脸图像数目, L 为 人脸数据库中图像总数。

$$\text{MAE} = \frac{1}{L} \sum_{k=1}^L |z_k - f(x_k)| \quad (11)$$

$$\text{CS}_j = \frac{N_{e \leq j}}{L} * 100\% \quad (12)$$

3.1 人脸数据库

实验使用国际上公开的多年龄人脸数据库 FG-NET^[11]。该人脸库包含 82 个个体的 1 002 张不同年龄的人脸图像,年龄跨度为 0-69 岁,每一幅人脸图像都有具体的年龄标签。FG-NET 年龄段分布如表 1。0-19 岁之间的样本数量占总数量的 70% 以上,而 40-69 岁只占 6.9%,且其中还有 7 个年龄的样本缺失,这个年龄段的样本相对较少,对于 SVR 训练年龄函数是很不利的。所以保留了 0-39 岁之间的 933 幅图像,作为实验的人脸数据。

表 1 FG-NET 数据库中各年龄段样本数量分布

年龄	0-9	10-19	20-29	30-39	40-49	50-59	60-69	总计
数量	371	339	144	79	46	15	8	1 002

3.2 实验结果

本文提出方法的年龄估计流程如图 4。提取特征之前先要对人脸图像进行预处理,即首先取出图像的灰度部分,并对之进行人脸定位,提取面部区域,使人脸占图像的比例增大,减少非人脸部分的影响,然后将人脸图像统一采样到 $60 * 60$ 。经过 4 个方向和 4 个尺度的 Gabor 滤波和 LBP 编码人脸局部纹理后,得到的人脸纹理特征维数为 57 600。根据 PCA 原理,将所有样本特征数据直接做 PCA 运算,势必导致计算量大,且耗时较长。本文先用直方图方法对特征进行统计,一方面可以减少数据间的冗余,另一方面可以得到较低维数的人脸纹理统计特征,例如当选取图像灰度级为 15,分块数为 $6 * 6$ 时,特征的维数将降至 8 640,PCA 便可实现较快速的对数据降维。通过直方图和 PCA 方法的应用,实验中特征数据维数为 100 左右时取得年龄估计

的效果最佳,且使得SVR的训练和测试过程在较短时间内完成。为了验证本文提出方法的性能,本文设计了另外两组对比实验:(a)使用4个方向与4个尺度的Gabor小波提取人脸特征;(b)使用 3×3 LBP算子提取人脸特征,然后等分成矩形块,分别进行直方图统计。提取特征后,运用PCA方法对特征向量降维,然后将降维后数据给SVR训练、测试。对于SVR训练和测试过程,选取的参数较易取得,且计算量小、耗时短。



图4 本文年龄估计方法流程

在FG-NET人脸年龄数据库上的实验结果如表2和图5所示。图4方法取得MAE为4.86岁,明显优于Gabor和LBP直方图分别实验时的结果,而且应用Gabor提取特征的方法也要优于LBP直方图方法。实验发现在比较CS时,在绝对误差为0~10岁时图4方法优势较明显。但当绝对误差为14~20岁时,3种方法的CS几乎一致。这是由于在高年龄段(30~39)的样本数目较少,导致3种年龄估计方法在SVR训练时得到的模型推广能力都不强,导致预测结果的误差都较大。实验结果表明,结合Gabor小波与LBP来提取的人脸纹理特征,运用直方图与PCA结合的降维方法,能够实现人脸较为快速有效地进行年龄估计。

表2 3种方法的MAE

方法	MAE/岁
LBP直方图	5.92
Gabor	5.23
Gabor+LBP直方图	4.86

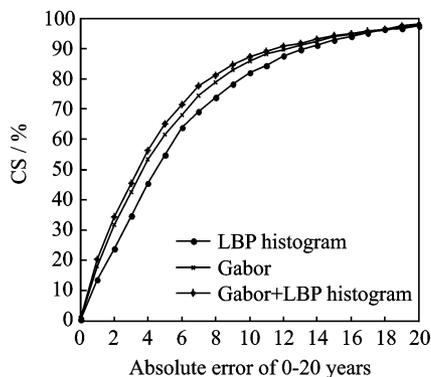


图5 3种方法的CS比较

4 结束语

本文采用了Gabor小波和LBP的方法来提取人脸纹理特征,并用直方图和经典的PCA方法对高维的人脸特征降维,较为快速地得到人脸的低维特征,最后应用SVR方法对人脸年龄数据库进行训练和测试。该方法在实验中取得了良好的效果,对FG-NET数据库的实验中取得了MAE为4.86岁。近年来人脸年龄估计虽然得到了较大发展,但仍然存在许多未解决的问题,其预测精度不能得到较大的提高,从人脸图像中提取有效的低维特征成为年龄估计的一个难点。同时,急需建立更加完备的人脸年龄数据库。

参考文献:

- [1] Lanitis A, Dragannova C, Christodoulou C. Comparing different classifiers for automatic age estimation[J]. IEEE Trans on Systems, Man and Cybernetics, 2004, 34(1): 621-628.
- [2] GengXin, Zhou Zhi-hua, Smith M K. Automatic age estimation based on facial aging patterns[J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2007, 12(29):2234-2240.
- [3] Guany R, Nabiye V V. Automatic age classification with LBP[C]//Proceeding of the 23rd International Symposium on Computer and Information Science. Turkey, Istanbul: IEEE, 2008:1-4.
- [4] Guo Guodong, Mu Guowang, Fu Yun, et al. Human age estimation using bio-inspired features[J]. Computer Vision and Pattern Recognition, 2009, 112-119.
- [5] Thomas S, Lior W, Stanley B, et al. Robust object recognition with cortex-like mechanisms[J]. IEEE Transaction on pattern Analysis and Machine Intelligence, 2007, 29(3):411-426.
- [6] 孙君顶,赵珊. 图像低层特征提取与检索技术[M]. 北京:电子工业出版社,2009:148-197.
- [7] 张文超,山世光,张洪明,等. 基于局部Gabor变化直方图序列的人脸描述与识别[J]. 软件学报, 2006, 17(12):2508-2517.
- [8] Ojala T, Pietikainen M, Maenpaa T. Multiresolution gray-scale and rotation-invariant texture classification with local binary pattern[J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(7): 971-986.
- [9] Webb A R. Statistical pattern recognition [M]. Hoboken:John Wiley & Sons Inc, 2002:318-344.
- [10] Chang Chihchung, Lin Chihjen. LIBSVM: a library

for support vector machines [EB/OL]. <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libs-vm/>, 2010-04-01.

- [11] FGnet. FG-NET 人脸年龄数据库 [EB/OL]. <http://www.fgnet.rsun-it.com/>, 2002-08-25.

作者简介:黄兵(1986-),男,硕士研究生,研究方向:图像处理与模式识别,E-mail:bsky-fish@163.com;郭继昌(1966-),男,博士,教授,博士生导师,研究方向:数字图像处理及DSP应用系统,数字、模拟滤波器设计。