

基于形状无关纹理和 Boosting 学习的人口统计学分类

杨之光 艾海舟

(清华大学计算机系 北京 100084)

摘要: 基于形状无关纹理和 boosting 学习, 该文提出了对性别和年龄分类的方法, 其中年龄被划分为儿童、青年、中年和老年 4 类。检测到人脸后, 利用人脸配准的结果规范化人脸图像获得形状无关纹理。在此基础上提取 Haar 型特征、LBP 直方图和 Gabor Jet 3 种特征, 通过 boosting 学习分别训练分类器。实验表明, LBP 直方图特征能够鲁棒地区分儿童和老人, Haar 型特征用作区分青年和中年人则更为有效, 而 Gabor Jet 特征更适于性别分类。

关键词: 人口统计学分类; 人脸图像处理; Boosting

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2008)03-0721-04

Demographical Classification by Shape Free Texture and Boosting Learning

Yang Zhi-guang Ai Hai-zhou

(Department of Computer Science and Technology, Tsinghua University, Beijing 100084, China)

Abstract: In this paper, a gender and age classification method, in which age is classified into four classes: child, youth, midlife and agedness, based on shape free texture and boosting learning is introduced. After a face is detected, face alignment extracts 88 facial landmarks by which the face image is normalized to a shape free texture. Further more, three kinds of local feature, Haar like feature, LBP histogram and Gabor jet are extracted from the shape free texture; and boosting learning method is used for training classifiers. The experimental results show that, LBP histogram can be used for robust recognition of children and old people, Haar like feature is more efficient for discriminating young and middle aged people, and Gabor Jet fits for gender classification best.

Key words: Demographical classification; Face image processing; Boosting

1 引言

人脸本身包含丰富的生物特征信息, 比如身份、性别、年龄、种族等, 而且人脸信息的获取并不需要当事人的刻意配合; 因此基于人脸图像的信息处理在人机交互和视觉监控等领域具有广泛的应用前景。人口统计学分类是指根据性别、年龄、种族、身高、体重等属性分类, 本文中是指基于人脸图像的性别和年龄分类。近年来, 人脸检测和人脸配准取得了长足的进步, 这使自动地提取人脸图像中的生物特征信息成为可能; 利用人脸配准的结果规范化人脸图像获取形状无关纹理, 并在此基础上进行人口统计学分类, 其中年龄被划分为儿童、青年、中年和老年 4 类。

人脸图像处理方面的研究主要分为两类: 第 1 类方法提取人脸的局部器官特征, 如眼睛、鼻子、嘴等部分的纹理, 并结合这些特征之间的几何位置关系进行研究, 比较有代表性的工作如文献[1-3]; 另一类方法是提取人脸的全局特征, 例如 PCA 子空间特征, 并在特征子空间中进行研究, 如文献[4, 5]。由于人脸在不同年龄状态下仍然具有较强的相似

性, 因此身份特征通常会对年龄估计造成干扰。为了减少身份特征的影响, Laninis 等人^[5]提出了基于特定人的年龄估计函数; Young^[3]等人根据限定区域内的皱纹分析来估计年龄。性别分类相对于年龄分类更简单, 不仅因为性别分类是单纯的二分类问题, 而且因为身份特征对性别分类还具有一定的辅助作用: 相貌相似的人也往往具有相同的性别。性别分类方面的研究工作有: Moghaddam 等人^[6]基于 RBF-kernel SVM 的性别分类方法, Shakhnarovich 等人^[7]基于 AdaBoost 的性别分类方法; Wu 等人^[8]基于 LUT AdaBoost 的实时性别分类方法, 这些研究并没有限定具体人种, 属于可行性一般方法研究。本文的目标是亚洲人种的性别和年龄分类, 目标是诸如大规模人脸库或人脸图片库检索的粗筛选以及商品销售对象统计调查等应用, 是直接面向潜在应用的研究。作为对比, 本文实现了 SVM^[6]和 LUT AdaBoost^[8]两种方法。

在形状无关纹理中抽取局部纹理特征, 并进一步在对应的距离子空间中训练弱分类器, 最后通过连续 AdaBoost 学习方法构造强分类器。在大数据集合上的实验表明, 强分类器的性能优于以往方法, 具有明显的应用价值。

本文相对于前人工作的贡献在于：(1)利用人脸配准的结果规范化人脸纹理，从而自动提取人脸信息；(2)考虑了人脸图像中包含的多种特征，并通过聚类方法使身份特征对性别和年龄的分类提供不同的辅助作用；(3)把树状分类器用于年龄分类；(4)使用了3种特征提取人脸信息，并挑选最佳特征用作自动的性别和年龄分类系统。

2 自动的人脸性别和年龄分类系统

自动的人脸性别和年龄分类系统主要包括人脸检测、人脸配准、纹理规范化、性别分类和年龄分类5个模块，如图1所示。首先，人脸检测模块从人脸图像中检测到人脸的位置及其大小，人脸配准模块进一步检测到脸部88个特征点，包括眼、鼻、口、眉的轮廓以及人脸的外轮廓，如图2所示。与人脸检测的结果相比，人脸配准提供了更精细的人脸形状和位置信息。利用88个特征点对人脸三角剖分后，纹理规范化模块把人脸纹理变形(warp)为平均形状上获得形状无关纹理，这样可以在很大程度上抵消形状和姿态变化对人脸纹理的影响。最后，分类模块分别对性别和年龄分类。其中性别分类把人脸划分为男性、女性两类；而年龄分类把人脸划分为儿童、青年、中年、老年4类。

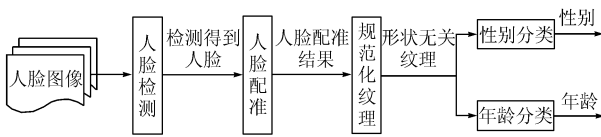


图1 自动的人脸性别和年龄分类系统



图2 局部纹理区域

人脸检测模块和人脸配准模块分别取自 Huang 等人^[9]和 Zhang 等人^[10]的工作，纹理规范化模块在以前的文章^[11]中已经有过介绍，而性别分类和年龄分类两个模块是讨论的重点。在性别和年龄分类中，3种局部特征，即 Haar 型特征^[12]、LBP 直方图^[13]和 Gabor Jet 特征^[14]，被用作查找表型连续 AdaBoost 方法^[15]训练分类器；其中 Haar 型特征和 LBP 直方图特征被用作性别分类和年龄分类，而 Gabor Jet 特征只被用作性别分类。虽然性别和年龄分类都用到 LBP 直方图特征，但是其用法存在较大差异，第 2.2 节将给出详细的介绍。

2.1 特征抽取

(1) Haar 型特征 如图3所示，Haar 型特征是一种简单的矩形特征^[12]，类似于 Haar 小波。Haar 型特征与其他特征(如 Gabor 特征)相比在刻画姿态信息方面也许并不是最理想

的，但它的优点是可以通过积分图像快速计算。

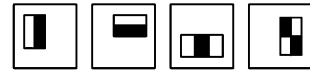


图3 Haar 型特征

(2) LBP 直方图特征 LBP (Local Binary Pattern)^[13]是一种计算简单，同时对光照变化并不十分敏感的特征。如图4(a)所示，LBP 算子利用当前像素阈值化其邻域内的8个像素，并利用二进制编码表示阈值化结果。图4(b)图中，改进的 LBP 算子^[16]拓展了邻域的概念，可以在任意尺度上衡量中心像素 g_c 的邻域特征，记作 $LBP_{P,R}$ 。

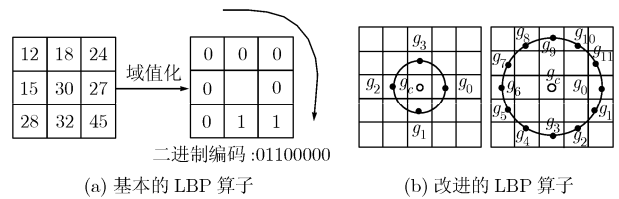


图4 LBP 算子

$LBP_{P,R}$ 中 0/1 或 1/0 的位变换次数不多于 2 次时称作均衡(uniform)编码。在实际应用中大约 87.2% 的 $LBP_{8,1}$ 编码和 70.7% 的 $LBP_{10,2}$ 编码属于均衡编码^[16]，因此一般给每个均衡编码不同的标签，再用一个独立的标签表示所有其它的 $LBP_{P,R}$ 编码，这种表述方式记作 $LBP_{P,R}^{u2}$ 。在给定纹理区域内，利用直方图统计限定范围内所有像素 $LBP_{P,R}^{u2}$ 特征的标签，如式(1)所示：

$$H_i = \sum_{x,y} I\{f_i(x,y) == i\}, \quad i = 0, 1, \dots, n-1 \quad (1)$$

其中 $I\{A\} = \begin{cases} 1, & A \text{ 正确} \\ 0, & A \text{ 错误} \end{cases}$ ， n 是 $LBP_{P,R}^{u2}$ 标签的数目(实验使用 $LBP_{8,2}^{u2}$ ， $n = 59$)。

对于两个直方图 S 和 M ，可以利用 Chi-square 距离度量其差异，即

$$\chi^2(S, M) = \sum_i \frac{(S_i - M_i)^2}{S_i + M_i} \quad (2)$$

(3) Gabor Jet 特征 Gabor Jet 特征比 LBP 直方图特征能更加细致地刻画局部纹理，当然计算也更加复杂。每个 Gabor Jet 可以看作给定纹理与一组 Gabor 小波核函数卷积的结果，即

$$\psi_k(\mathbf{x}) = \frac{\|\mathbf{k}\|^2}{\delta^2} \exp\left[-\frac{\|\mathbf{k}\|^2 \|\mathbf{x}\|^2}{2\delta^2}\right] \left[\exp(i\mathbf{k}\mathbf{x}) - \exp\left(-\frac{\delta^2}{2}\right) \right] \quad (3)$$

其中 $\mathbf{x} = (x, y)$ 表示纹理的中心位置， \mathbf{k} 为 Gabor 核函数， $\delta = \pi$ 。

为了提高计算效率，通常在卷积中使用离散 Gabor 小波

向量替代 Gabor 核函数:

$$\mathbf{k} = k_s e^{i\phi_d}, \quad (4)$$

其中 $k_s = k_{\max}/f^s, k_{\max} = \pi/2, f = \sqrt{2}, s = 0, 1, \dots, 4, \phi_d = \pi d/8, d = 0, 1, \dots, 7$ 。

在 64×64 大小的纹理中, Gabor Jet 的最大和最小带宽分别为 8 和 2 个像素, 而 8 个不同方向则使 Gabor Jet 能够完整地表现其邻域内的纹理信息。由于规范化后人脸配准特征点之间的间距一般为 3~6 个像素, 因此在每个特征点处抽取 Gabor Jet 特征可以覆盖所有人脸器官区域的纹理。

2.2 性别和年龄分类

为了有效地利用 LBP 直方图和 Gabor Jet 特征, 本文提出聚类 and 距离子空间的做法。首先通过 C 均值聚类使相似的样本聚集(本文的聚类数目为 6), 再根据样本到最近的正例和反例中心的距离构造距离子空间并进一步构造弱分类器。在性别分类时, 对男性和女性样本分别聚类; 而在处理年龄分类时, 首先对所有样本聚类, 然后在每个聚类中分别计算两类样本的聚类中心。这种作法可以使男性和女性样本在分类过程中具有更强的可区分性, 也可以在很大程度上减少身份特征对年龄分类的影响。

在形状无关纹理中提取所有弱特征, 并根据查找表型连续 AdaBoost^[8]从中挑选出若干最具区分性的弱特征构成强分类器, 即使用全局纹理训练分类器。如 2.1 节中所述, 年龄分类也尝试在限定皱纹区域内搜索弱特征, 即使用局部纹理训练分类器。其中 Haar 型特征和 LBP 直方图特征被用作年龄分类和性别分类, 而 Gabor Jet 特征只被用作性别分类。

皱纹是年龄分类的重要信息, 但是实际应用中它容易与痘、伤疤和色斑等面部特征混淆。根据人脸配准的结果将人脸规范化到平均形状上并限定 6 块皱纹区域用作局部纹理分析可以比较可靠地提取皱纹信息, 如图 2 所示; 局部纹理的位置由人脸配准的特征点及其插值结果确定, 因此划分区域时比 Young 等人^[3]的作法更稳定。由于限定的局部纹理包含了绝大部分人脸皱纹信息, 因此当 LBP 直方图特征用作年龄分类时可以只关注限定区域内的纹理。需要说明的是虽然额头部分的纹理是人脸年龄信息的重要体现, 但是由于容易被头发遮挡, 所以未被采用。同时在对不同年龄样本的分析中发现, 儿童样本与其他样本的区分性最大, 其次是老年, 青年和中年之间的区分性最小。本文选用二叉树状分类器: 首先区分儿童与成年人, 其次是老年与中青年, 最后是青年与中年。树形结构分类器由易到难地处理多类年龄分类问题, 既提高了性能, 又提高了效率。

3 实验结果和分析

实验数据是 9000 张证件照图像, 其中样本按照年龄和性别的分布如表 1 所示, 需要说明的是儿童在实验中并未用

于性别分类, 原因是性别特征不明显。

表 1 年龄和性别的样本分布

类别	儿童	青年	中年	老年	女性	男性
样本数量	577	2249	4977	1197	3737	4696

3.1 年龄分类的实验结果

Haar 型特征和 LBP 直方图特征被用作年龄分类, 并利用五分法训练和测试, 即选取 80% 样本用于训练, 剩余 20% 样本用于测试, 其结果如表 2 所示。

表 2 年龄分类的正确率(%)

类别	儿童	青年	中年	老年
Haar 型特征	96.7	91.2	92.5	87.3
全局纹理	99.1	88.4	87.1	93.2
局部纹理	99.1	90.3	90.1	93.6

LBP 直方图比 Haar 型特征能更有效地表达边缘信息, 因此对儿童和老人的识别结果更好; Haar 型特征表达梯度信息的能力更强, 因此能更好地区分青年人 and 中年人。此外, 在区分老人和中青年人时, 使用局部纹理比使用全局纹理的作法得到的效果更好, 这是由于局部纹理可以避免青春痘和斑等脸部特征在抽取 LBP 直方图特征时造成的影响。综合 3 种作法的特点, 利用局部纹理的 LBP 直方图特征训练儿童和老人的分类器, 并利用 Haar 型特征区分青年人和中年人; 在包含不同年龄的测试集合上, 分类正确率为 93.2%。

3.2 性别分类的实验结果

利用 LBP 直方图特征和连续 AdaBoost 训练性别分类器, 前 20 个弱特征主要分布在人脸器官附近。这说明性别区分性信息主要分布在人脸器官及其邻域内, 因此本文尝试使用更精细的 Gabor Jet 特征: 在人脸内部器官轮廓上的 68 个特征点位置抽取 Gabor Jet 特征, 等效于在人脸器官及其邻域内搜索特征。

表 3 不同性别分类方法正确率比较(%)

	男性	女性	整体
SVM(RBF-kernel ^[7])	95.9	97.9	96.8
AdaBoost (Wu ^[8])	94	96.7	95.1
AdaBoost (Haar)	96.2	97.7	96.8
AdaBoost (LBP)	93.6	95.4	94.4
AdaBoost (Gabor Jet)	97.8	98.1	97.9

表 3 给出了与 SVM^[7]和 Wu 等人^[8]方法的实验对比结果。需要指出的是,一部分实验使用了与 Wu 等人相同的特征和训练方法,但采用了不同的纹理规范化方法。比较实验结果,形状无关纹理比 Wu 等人的预处理作法更适于 Haar 型特征和连续 AdaBoost 学习;在三种不同特征中,Gabor Jet 取得了最好的结果,说明在人脸器官轮廓点处抽取 Gabor Jet 特征能够有效地刻画人脸性别信息。

在 PentiumIV 2.4G 的台式机上,处理一张 456×604 的证件照分类耗时大约 360ms,其中性别和年龄分类模块共耗时大约 20ms。图 5 给出一些性别和年龄分类的结果。



图 5 性别和年龄分类结果

4 结束语

人脸统计学分类是一个具有很高实际应用价值同时也是比较复杂的问题。通过人脸检测和人脸配准把人脸规范化为形状无关纹理,可以增强人脸纹理的一致性,使 boosting 训练得到的年龄和性别的分类器更加稳定。

本文选取 LBP 直方图特征,Haar 型特征和 Gabor Jet 特征,并通过聚类和距离子空间的方法训练弱分类器。实验发现,LBP 直方图适于识别儿童和老人,Haar 型特征能更好地区分青年和中年人,Gabor Jet 特征用作性别分类的结果最好。根据 3 种特征的不同特点,本文构造了性别分类器和树状年龄分类器,并在大量的测试实验中证明这种作法是非常有效的。

参 考 文 献

- [1] Craw I, Tock D, and Bennett A. Finding face features. Proc. ECCV, Santa Margherita Ligure, Italy, 1992: 92-96.
- [2] Yuille A L, Hallinan P W, and Cohen D S. Feature extraction from faces using deformable templates. IJCV, 1992, 8(2), 99-111.
- [3] Young Ho Kwon and Niels da Vitoria Lobo. Age classification from facial images. Proc. CVPR, Seattle, Washington, USA, 1994: 762-767.
- [4] Turk M A and Pentland A P. Face recognition using eigenfaces. Proc. CVPR, Hawaii, USA, 1992: 586-591.
- [5] Lanitis A, Taylor C J, and Cootes T F. Modeling the process of ageing in face images. Proc. ICCV, Kerkyra, Greece, 1999: 131-136.
- [6] Moghaddam B and Yang M H. Gender classification with support vector machines. PAMI, 2002, 24(5): 707-711.
- [7] Shakhnarovich G, Viola P, and Moghaddam B. A unified learning framework for real time face detection and classification. Automatic face and gesture recognition, Washington, USA, 2002: 16-26.
- [8] Wu Bo, Ai Haizhou, and Huang Chang. LUT-based adaboost for gender classification. AVBPA, Guildford, 2003: 104-110.
- [9] Huang Chang and Ai Haizhou, et al. Boosting nested cascade detector for multi-view face detection. ICPR, Cambridge, UK, 2004: 23-26.
- [10] Zhang Li and Ai Haizhou, et al. Robust face alignment based on local texture classifiers. ICIP, Genoa, Italy, September 11-14, 2005: 354-357.
- [11] Yang Zhiguang, Li Ming, and Ai Haizhou. An experimental study on automatic face gender classification. ICPR, Hong Kong, China, 2006: 1099-1102.
- [12] Viola P and Jones M. Rapid object detection using a boosted cascade of simple features. CVPR, Kauai, Hawaii, USA, 2001: 511-518.
- [13] Ojala T, Pietikainen M, and Harwood D. A comparative study of texture measures with classification based on feature distribution. Pattern Recognition, 1996, 29(1): 51-59.
- [14] Laurenz Wiskott, Jean-Marc Fellous, Norbert Kruger, and Christoph von der Malsburg. Face recognition by elastic bunch graph matching. PAMI, 1997, 19(7): 775-779.
- [15] Wu Bo, Ai Haizhou, Huang Chang, and Lao Shihong. Fast rotation invariant multi-view face detection based on real adaboost. Automatic face and gesture recognition, Seoul, Korea, 2004: 79-84.
- [16] Ojala T, Pietikainen M, and Maenpaa M. Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns. PAMI, 2002, 24(7): 971-987.

杨之光: 男, 1981 年生, 博士生, 目前从事模式识别, 人脸图像内容的分析与检索方面的研究工作。

艾海舟: 男, 1964 年生, 教授, 博士生导师, 目前从事图像处理、模式识别、计算机视觉等方面的研究工作。