

基于人脸图像的年龄估计

林时苗 毛晓蛟 杨育彬

(南京大学计算机软件新技术国家重点实验室 南京 210093)

摘要 年龄是人固有的生物特征,随着年龄的变化,人脸特征也不断变化。近年来基于人脸图像的年龄估计方法的研究不断深入。基于人脸图像的年龄估计主要有两个阶段:特征提取和估计方法。针对以上两个阶段,分别提出相应的方法。在特征提取方面,为了更好地描述年龄变化,特别是针对未成年人,引入了方向梯度直方图(Histogram of Oriented Gradient, HOG)特征,并将其与局部二元模式(Local Binary Pattern, LBP)特征进行融合;在估计方法方面,提出了软双层估计模型,其采用由粗到细的策略。首先,在第一层将人脸分成“未成年人”与“成年人”两类;然后,在第二层通过在两类的边界设置重叠区域,分别对其建立年龄估计模型,以对第一层的错误分类进行补救。通过实验发现,融合的特征具有更强的年龄判别性,同时,软双层模型也进一步提高了年龄估计的准确度。

关键词 年龄估计,特征融合,软双层模型

中图分类号 TP301.6 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2015.6.007

Age Estimation Based on Facial Image

LIN Shi-miao MAO Xiao-jiao YANG Yu-bin

(State Key Laboratory for Novel Software Technology, Nanjing University, Nanjing 210093, China)

Abstract Age is an inherent biometric for human. As we grow older, our faces will change a lot. Age estimation based on facial image has been widely studied in recent years. Age estimation mainly consists of two phases: feature extraction and estimation method. A new age estimation method was proposed in this paper. In the feature extraction phase, we suggested combining histogram of oriented gradient (HOG) with local binary pattern (LBP) to better describe the age progression of facial images, especially for the teenagers. In the estimation phase, a soft two-level estimation method based on coarse-to-fine strategy was proposed. Specifically, facial images are categorized as either adults or teenagers in the first level. In the second level, then age estimation models for each of the categories are trained, and an overlap area at the category boundary is adopted to fix the classification errors caused by the first level. Experimental results show that the features of fusion achieve better discriminative power of aging. Moreover, the soft two-level model further improves the age estimation accuracy.

Keywords Age estimation, Feature fusion, Soft two-level model

1 引言

人脸图像包含很多信息,如身份、表情、姿态、性别和年龄。当前已有很多关于人脸识别、表情、姿态分类的研究。在人脸识别中存在当人脸图像的年龄跨度较大时,人脸识别准确率下降的问题。针对该问题,很多人提出了各种跨年龄识别算法来解决这个问题。基于人脸图像年龄估计的应用并不局限于跨年龄识别。年龄是人的重要生物特征,可以应用于多种场景,如基于年龄的人机交互系统,根据用户的不同年龄,提供不同的交互界面,更好地为用户服务;基于年龄的访问控制,如禁止未成年人访问色情网站、购买烟酒等;电子商务中个性营销,针对不同年龄段的用户采用不同的营销手段;刑事案件侦察中的年龄过滤等。基于人脸图像的年龄估计又

是一个难题,首先影响人脸变化的因素很多,其中包含内因和外因。内因:不同人的年龄特征变化模式不同,且性别也对年龄特征变化有影响。外因:后天的生活条件,工作环境的影响,如大量接触紫外线导致皮肤老化;长时间食用烟酒也容易衰老;长期生活不如意,衰老速度也加快。获取的图像往往包含大量其它的信息,如光照、姿态和表情等。年龄变化是不可逆的,数据采集困难,缺少合适的人脸图像数据集是年龄估计困难的一个重要因素。总之,基于人脸图像的年龄估计存在很多潜在的应用,但年龄估计是一个困难的问题,且当前针对这个问题的研究还比较少。

2 相关工作

基于人脸图像的年龄估计主要有两大关键技术:提取特

到稿日期:2014-04-18 返修日期:2014-06-01 本文受教育部新世纪优秀人才计划(NCET-11-0213),国家自然科学基金(61273257, 61321491, 61035003),江苏省六大人才高峰项目(2013-XXRJ-018)资助。

林时苗(1988-),男,硕士,主要研究领域为图像语义理解、机器学习;毛晓蛟(1988-),男,博士生,主要研究领域为图像语义理解、机器学习、海量数据挖掘;杨育彬(1977-),男,博士,副教授,CCF高级会员,主要研究领域为数字媒体理解、机器学习、海量数据挖掘。

征、建立年龄估计模型。基于人脸图像的特征主要有两类,一类是局部特征,另一类是全局特征。而基于人脸图像的年龄估计并不是一个普通的分类问题,一般存在两种年龄估计类型:1)年龄段估计,把年龄分为少年、成年或少年、青年、老年等几个类别,因此年龄段估计可以看成是二元分类问题或者是多分类问题;2)精确的年龄估计,如估计年龄为17岁、34岁等,也可以看成是一个多分类问题,但是存在类别太多,没有较好的分类模型,且不能很好地刻画年龄间的关系。一般将精确年龄估计问题看成是一个回归问题。

随着基于人脸图像的年龄估计应用不断被发现,越来越多的人参与到基于人脸图像的年龄估计的研究中。Kwon和Lobo^[2]首先提出年龄分类问题,他们运用人体测量学相关知识获得与年龄相关的特征,把人分成3类,即未成年人、青年人和老年人。该方法要求准确计算出人脸的各个特征点,对人脸图像的分辨要求高。Lanitis等^[3]采用主动外观模型(Active Appearance Model, AAM),提取人脸形状与纹理的特征,并运用线性回归方法对年龄进行精确估计,但该方法要求图像必须具有特征点标注。耿新等^[4]提出了年龄成长模式子空间(AGing pattErn Subspace, AGES),即针对每个人建立了不同的成长模型,并利用最大期望估计(expectation Maximization, EM)方法有效地解决了不完整成长模式问题,但该方法要求同一个人必须具有多张人脸图像。Yan等^[5]创新性地基于人脸图像的年龄估计问题看成一个半正定规划问题,可解决年龄标签不准确的问题,但该方法的求解采用迭代的方式,速度很慢且不能保证收敛到全局最优值。

基于人脸图像的年龄估计主要包含两个关键技术,首先是提取关于年龄的图像特征。图像特征表示也是其它图像研究的首要任务。目前已经有多种图像特征提取方法。方向梯度直方图(Histogram of Oriented Gradient, HOG)特征首先由研究人员Dalal等^[10]提出,并与SVM结合进行行人检测。HOG特征大量运用于目标检测。HOG的变形梯度方向金字塔(Gradient Orientation Pyramid, GOP)被大量运用于基于人脸图像的跨年龄识别问题,得到了很好的效果^[11,12]。上述实验数据主要是一些护照相关的数据集,里面的数据绝大部分都是成年的。根据人脸老化的过程,可以把它大致分成两个过程,即未成年时期的形状变化和成年时期的纹理变化。而GOP主要提取图像的形状特征,所以用GOP就可以获得与成年人年龄相关性弱的特征,从而可以在跨年龄识别问题中得到很好的效果。由以上的分析可以得出,HOG特征可以是少年时期的人脸老化过程的一个有力描述的特征,可以应用于基于人脸图像的人脸年龄估计。局部二值模式(Local Binary Pattern, LBP)是由T Ojala等^[13]提出的用于纹理特征提取的方法,提取的特征是图像的局部纹理特征。LBP具有旋转不变性和灰度不变性等显著的优点,Asuman Günay等^[6]将LBP特征应用于基于人脸图像的年龄估计中,也取得了很好的效果。但LBP特征只是局部纹理特征,不具有描述人脸形状的能力,若能与HOG特征融合,将很有可能获得更具判别性的年龄特征。

然后是建立年龄估计模型。随着年龄的增长,人脸的主要改变在于形状与纹理。从相关研究^[7,8]来看,在未成年人

阶段人脸的主要变化在于形状,在成年人阶段人脸的主要变化在于纹理。对此提出由粗到细的年龄估计方法,将年龄成长模型划分成两个阶段,并分别对两个阶段进行建模。但人脸随年龄的变化在边界附近又是一个缓慢的过程,且在实验中发现第一层二元分类的精确度只有90%左右,当第一层错分时,在第二层估计中将应用错误的年龄估计模型,同时错分的数据大部分都是在边界附近的。对此我们提出软双层年龄估计模型,将一定边界区域重叠,对第一层错分的数据进行有针对性的修正。

本文的主要贡献如下:

(1)将HOG应用于图像年龄特征提取,并在HOG特征与LBP特征的基础上提出融合特征。

(2)提出软双层年龄估计模型。

本文第3节介绍年龄估计;第4节介绍实验与分析;最后是总结与展望。

3 年龄估计

3.1 年龄估计的一般流程

基于人脸图像的年龄估计是指应用计算机技术对人脸图像随年龄变化的规律进行建模,从而使机器能够根据面部图像推测出人的大概年龄或所属的年龄范围(年龄段)^[1]。

如图1所示,基于人脸图像的年龄估计一般包含:对图像进行预处理,如将图像都转化为灰度值图像,去掉人脸图像的背景和对裁剪后的图像的大小进行统一等;提取特征,当前对于特征的研究开展得比较多,已经提出了一些能够较好描述年龄的特征;分类/回归方法,在基于人脸图像的年龄估计研究刚起步时,主要是年龄段的分类,当前更多的是精确年龄估计。其中特征提取与分类/回归方法的设计是基于人脸图像的年龄估计的关键技术,也是本文的重点。在后续的内容中,将针对这两个方面提出创新的方法。

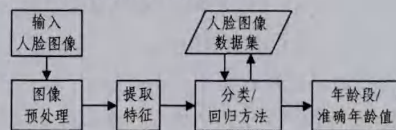


图1 基于人脸图像的年龄估计框架

3.2 特征提取

随着年龄的变化,人脸的变化主要在于形状和纹理,如图2所示:鼻子变大,眼睛占人脸的比例变小,出现越来越多的皱纹。当前主流的基于人脸图像的年龄估计特征包含LBP特征,但是LBP特征主要是关于图像的局部纹理特征。为了更好地学习到年龄特征,提出在LBP特征的基础上融合另一种关于图像形状的特征,且要求两种特征提取方式是类似的,以便于更好地进行特征的融合。对此将HOG特征应用于基于人脸图像的年龄估计中,并且将HOG特征与LBP特征进行融合。



图2 FG-NET数据中同一个人分别在2、8、16、22、29、43岁时的人脸图像的预处理后图像

多模态生物统计信息的融合研究表明,一个鲁棒性的识别系统要求融合不同的外观信息。模型融合可发生在提取特征阶段、匹配打分阶段和分类决策阶段。一般来说,在提取特征阶段的融合能更好地提高识别效果^[19]。对此,本文提出在特征层面对 HOG 特征与 LBP 特征进行融合。

人脸图像经过预处理后将统一成 $M \times M$ 大小的图像,本文将图像分割成大小为 $N \times N$ 的正方形区域,对每个区域分别采用 HOG 特征与 LBP 特征的算子,计算得到直方图特征。为了简单起见,为每个直方图特征赋予相等的权重,并进行连接。每张图像共有 $(M/N)^2$ 个小的区域。也为了简单起见,认为每个区域对年龄特征的贡献是一样的,将多个小区域的特征连结成一个大的特征。

设整个图像为 G ,将图像分割成 r 行 r 列,用 $G(i,j)$ 来表示图像中第 i 行中的第 j 个区域,其中 $r=M/N, 0 \leq i, j < r$ 。对每个区域 $G(i,j)$,分别应用 LBP 特征算子和 HOG 特征算子求得每个位置的值,并应用统计方法得到直方图 H_i 与 H_j 特征,分别对 H_i 与 H_j 进行归一化,然后将 H_i 与 H_j 进行连接,形成每个区域的融合特征,整个图像共有 $r \times r$ 个区域,最后将所有区域的特征进行连接,可得到整个图像的融合特征 X 。

3.3 估计方法

在少年阶段,随着年龄的增大,人的眼睛、鼻子、嘴等器官占整个颅面的面积会增大;随着眼睛上移到前额,前额所占整个颅面的相对面积会缩小,眼睛会相对变小并且前额也会更加后倾。在成年阶段,脸部皮肤会变得更暗、更粗糙,弹性会变得更差,并且会出现一些新的特征,如皱纹、斑点、眼袋等等^[16]。由此得出人脸图像随年龄变化主要有两个阶段:未成年阶段和成年阶段。传统的年龄估计方法对整个年龄变化建立单一回归模型是不合适的,对此本文采用由粗到细的策略,先把人分成未成年与成年两个部分,这是一个标准的二元分类问题;再分别为未成年与成年建立年龄估计模型。

人脸随年龄的变化在边界附近又是一个缓慢的过程,存在年龄段分类边界模糊的问题。需要先对一幅图像进行分类,如果在第一阶段的年龄段分类时出现错误,那么在第二阶段的年龄估计中将应用错误的年龄估计模型,得到的结果当然是错误的。由实验知道第一阶段的分类准确度只有 90% 左右,也就是说将有 10% 左右的图像应用了错误的年龄估计模型。对此进一步提出在第二阶段的训练年龄估计模型时,让年龄部分区域重叠的软双层年龄估计方法。

设训练样本为 $G = \{G_1, G_2, \dots, G_N\}$, 对应的年龄标签集为 $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_N\}$, 年龄范围为 $[MIN, MAX]$ 岁,应用图像特征提取方法可得对应的特征向量集为 $X = \{X_1, X_2, \dots, X_N\}$, 未成年与成年阶段分类的边界值为 b , 年龄重叠区域的大小为 v , 其中 N 为总的训练样本个数。在第一阶段的二元分类中,根据式(1)将训练样本的标签重新赋值为 1 或 -1。在第二阶段的训练年龄估计模型中,应用式(2)将每个训练样本特征归为特征集合 S_1 、 S_2 和 S_3 , 根据软双层模型可知 $S_1 \cup S_2$ 是未成年阶段的训练样本特征集, $S_2 \cup S_3$ 是成年阶段的训练样本特征集。

$$z(y) = \begin{cases} 1, & y < b \\ -1, & y \geq b \end{cases} \quad (1)$$

$$X \in \begin{cases} S_1, & y < b-v \\ S_2, & b-v \leq y < b+v \\ S_3, & y \geq b+v \end{cases} \quad (2)$$

在训练软双层模型时,如图 3 所示,第一阶段根据式(1)将人脸图像划分为未成年人部分与成年人部分(忽略了图像预处理与特征提取),其中 1 代表未成年阶段, -1 代表成年阶段,应用二元分类器,获得二元分类模型 $F(X)$ 。如图 4 所示,在第二阶段中,应用式(2)将样本特征进行归类,建立对应的未成年特征集合与成年特征集合,再分别应用回归方法建立未成年年龄估计模型 $Y(X)$ 与成年年龄估计模型 $A(X)$ 。

在测试阶段,提取人脸图像的特征,如式(3)所示,先对图像进行分类,再应用对应的年龄估计模型,可得到年龄的精确估计值。由于在第二阶段应用的是回归方法,得到的年龄估计值是实数,因此应用式(4)将在年龄范围外的估计值进行调整,对在年龄范围内的估计值进行四舍五入的取整。最终可得到测试集内所有图像的年龄估计值。

$$y = \begin{cases} Y(X), & F(X) = 1 \\ A(X), & F(X) = -1 \end{cases} \quad (3)$$

$$y = \begin{cases} MIN, & y < MIN \\ MAX, & y > MAX \\ y + 0.5, & MIN \leq y \leq MAX \end{cases} \quad (4)$$

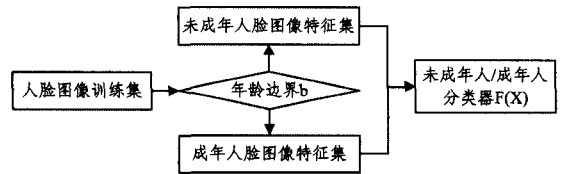


图 3 第一阶段训练框架

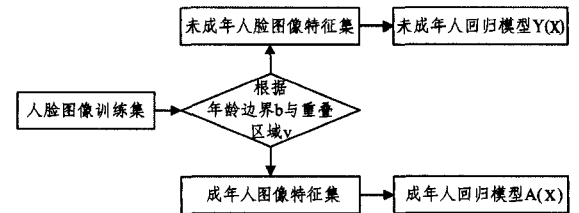


图 4 第二阶段训练框架

4 实验与分析

这一节将应用本文提出的方法,在 FG-NET 和 morph 数据集上开展实验,对实验的效果进行评估,进而对本文的方法进行分析、评价。

4.1 实验数据

当前基于人脸图像的年龄估计数据集主要有 FG-NET 数据集^[16] 和 morph 数据集^[17]。

FG-NET 数据集是一个公开的图像数据集,它包含 1002 张来自 82 个人的彩色或者黑白的人脸图像。该数据的年龄范围是 0 到 69 岁,但包含大量的与年龄无关的因素,如光照、姿态和表情等。FG-NET 数据集的出现弥补了基于人脸图像的年龄估计数据的不足,促进了基于人脸图像的年龄估计研究的开展。

morph 数据集包含两个部分,第一部分很小,第二部分拥

有大约 5 万多张的图像, 本文将采用第二部分的数据集。morph 数据集是一个多种族的数据集, 大部分是白人和黑人, 其它种族的数据相对较少; 性别分布也不均匀, 男性图像的数量远远多于女性图像的数量; 绝大部分都是成年人的图像。

从表 1 可知, FG-NET 数据集主要集中在年龄较小的部分, 年龄大的图像较少; 从表 2 可知, morph 数据集主要集中在年龄较大的部分, 甚至没有年龄在 16 岁以下的人脸图像, 单独使用某个数据集都不能学习到完整的年龄估计模型。对此, 将两个数据集进行融合, 以补充各个年龄段的图像。但融合数据集也存在问题, morph 数据集有 5 万多张图像, 而 FG-NET 只有 1 千多张图像, 融合数据集中大部分的图像都来自于 morph 数据集, 导致年龄大的图像的密度远远大于年龄较小的图像的密度, 不利于年龄估计模型的学习和实验效果的评价。在融合数据集的基础上更进一步对数据集进行统计分析, 发现在 0 到 59 岁这个范围的图像是相对比较多的, 且每个年龄值至少有 25 张图像。鉴于此, 重新构建数据集: 年龄分布在 0 到 59 岁, 对于每个年龄值, 在融合数据集随机取 25 张图像, 形成实验二中的 Sample 数据集。

表 1 FG-NET 数据集的年龄分布

0-9	10-19	20-29	30-39	40-49	50+
37%	34%	14%	8%	4%	3%

表 2 morph 数据集的年龄分布

16-19	20-29	30-39	40-49	50+
13%	30%	28%	22%	7%

4.2 实验评价指标

在精确年龄估计的研究中, 主要采用两种评价指标, 第一种是平均绝对误差 (Mean Absolute Error, MAE)^[3], 第二种是累积指数 (Cumulative Score, CS)^[4]。

平均绝对误差是指估计年龄与真实年龄之差的绝对值的平均, 如式(5)所示, 其中 y_i' 、 y_i 分别是第 i 个测试数据的真实年龄值与估计值, 首先计算估计年龄与真实年龄的差, 取差值的绝对值, 并对该绝对值取平均值。

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^N |y_i - y_i'|}{N} \quad (5)$$

累积指数的定义为: 统计估计年龄与真实年龄绝对差在一定范围内的比例, 计算如式(6)所示, 其中 P 是总的测试数目, e 是绝对误差值。通常这个范围不会超过 10 岁, 一般认为估计误差在 10 岁以上的部分是没有意义的。

$$CS(u) = P_{e < u} / P * 100\% \quad (6)$$

4.3 图像预处理

首先将图像转化为黑白图像。本文应用 Viola 和 Jones 的目标检测框架^[18]检测图像中的人脸部分, 并将人脸部分图像保存为 128 * 128 像素。样本图像预处理前后的结果如图 5 所示。



图 5 morph 数据集和 FG-NET 数据集的样本预处理前后的图像 (从左到右)

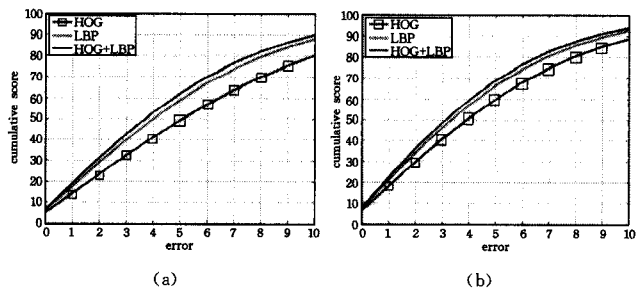
4.4 实验一

支持向量回归 (Support Vector Regression, SVR)^[14] 被大量运用于基于人脸图像的年龄估计中, 且都取得很好的效果^[9,15]。所以在实验一中将采用 liblinear^[20] 中的 SVR 方法对年龄进行估计。将 morph 数据集随机分成两部分: 一部分是测试数据集 20000 张, 其余为训练数据集, 实验共进行 10 次, 实验结果为其平均值。应用本文提出的 3 种图像特征提取方式, 并最终使用 SVR 对年龄进行估计。在实验过程中对单元大小为 32 像素和 16 像素的两种情况进行比较。

如表 3 所列, 不管采用哪种特征, 当单元大小为 16 像素时, 平均绝对误差都比单元大小为 32 像素时的小, 且效果非常明显。不管单元的大小为多少, 采用 LBP 特征都比 HOG 特征效果好, 且当两种特征融合时, 平均绝对误差都能减小。分别在单元大小为 32 像素和 16 像素时比较采用 3 种特征时累积指数的情况, 如图 6 所示。从图中可知, 在 morph 数据集上采用 LBP 特征都要优于采用 HOG 特征, 且当采用融合特征时效果最好。

表 3 实验一的 MAE 结果

	HOG	LBP	HOG+LBP
cellSize=32	6.57	5.39	5.07
cellSize=16	5.26	4.61	4.38



(a)、(b) 分别是 morph 数据集上单元大小为 32 和 16 的 CS 曲线

图 6

表 4 列出了目前常用的多种特征表示方法与本文提出的融合特征方法的比较。在 morph 数据集上, 我们发现采用本文的融合特征方法能获得最小的平均绝对误差。

表 4 多种特征的 MAE 比较

HOG	LBP	AAM ^[21]	BIF ^[22]	Ours
5.26	4.61	6.99	5.09	4.38

4.5 实验二

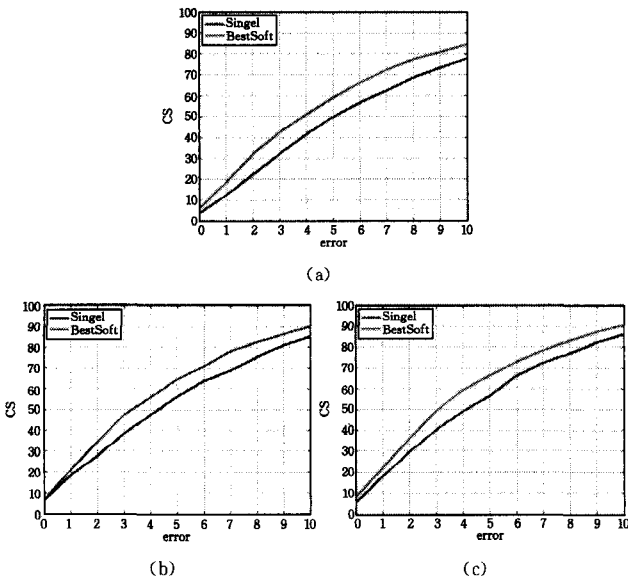
采用 Sample 数据集, 其中 5 张为测试数据, 20 张为训练数据, 实验重复 5 次。本实验将在该数据集上分别提取 3 种特征, 并将本文提出的软双层年龄估计方法与单层年龄估计方法进行对比。在单层与软双层的回归方法中都采用 SVR; 软双层模型中的二元分类器, 本实验采用 SVM; 都使用 lib-linear, 单元大小为 16 像素。在实验过程中参数 b 取值从 11 到 30, 参数 g 取值从 0 到 19, 下面的实验结果是通过参数选择后获得的最好效果。

从表 5 发现, 不管采用哪种特征, 应用本文提出的软双层年龄估计模型都能显著减小平均绝对误差。从图 7 中可以得到类似的结果, 应用软双层年龄估计模型能增大累积指数。

这证明了本文提出的软双层年龄估计模型确实能进一步提高年龄估计效果。另外表 5 还可以证明融合特征确实更能表达年龄信息。

表 5 实验二的 MAE 结果

	HOG	LBP	HOG+LBP
Single	6.98	5.87	5.67
bestSoft	5.82	5.04	4.84



(a)–(c) 分别是取 HOG 特征、LBP 特征和 HOG+LBP 特征的单层年龄估计模型与软双层年龄估计模型 CS 曲线比较

图 7

结束语 本文将 HOG 特征应用于基于人脸图像的年龄估计问题中,并提出基于 HOG 和 LBP 的融合特征,获得更能表达年龄信息的特征。人脸图像随年龄变化的特点如下:1. 未成年阶段主要是形状的变化,成年阶段主要发生纹理的变化;2. 在边界值附近人脸的变化是一个缓慢的过程。鉴于以上特点,提出软双层模型,采用由粗到细的策略,先将年龄分段,再进一步对年龄进行回归估计;并对第一层分类错误进行补救,获得了更好的效果。在图像领域常常可以应用相关问题的方法来对原问题进行研究,接下来将进一步收集更多的特征,寻找最好的年龄特征。本文只是对每个区域赋予相同的权重,但人脸各个部分随年龄变化的程度是不同的,也即每个部分的特征对年龄估计的贡献是不同的,接下来将对该问题进行研究。

参考文献

[1] 王先梅,梁玲燕,王志良,等. 人脸图像的年龄估计技术研究[J]. 中国图象图形学报,2012,17(6):603-618
Wang Xian-mei, Liang Ling-yan, Wang Zhi-liang, et al. Age estimation by facial image: a survey [J]. Journal of Image and Graphics, 2012, 17(6): 603-618

[2] Kwon Y H, da V L N. Age Classification from Facial Images. Computer Vision and Image Understanding, 1999, 74(1): 1-21

[3] Lanitis A, Taylor C J, Coots T F. Toward automatic simulation of age effects on face images[J]. PAMI, 2002, 24(4): 442-455

[4] Geng X, Zhou Z H, Zhang Y, et al. Learning from facial aging patterns for automatic age estimation[C]// ACM International

Conf. on Multimedia. 2006; 307-316

[5] Yan S, Wang H, Tang X, et al. Learning auto-structured regressor from uncertain nonnegative labels[C]// ICCV2007. 2007; 1-8

[6] Günay A, Nابیev V V. Automatic Age Classification with LBP [C]// International Symposium on Computer and Information Sciences (ISCIS). 2008

[7] Farkas L G. Anthropometry of the Head and Face in Medicine [M]. New York: Elsevier North Holland, 1981

[8] Albert M, Ricanek K, Patterson E. A review of the literature on the aging adult skull and face; Implications for forensic science research and applications[J]. Journal of Forensic Science International, 2007, 172(1): 1-9

[9] Luu K, Bui T D, Ricanek J, et al. Age Estimation using Active Appearance Models and Support Vector Machine Regression[C]// IEEE International Conference on Biometric: Theory, Application, and Systems (BTAS). Washington, DC, U. S., 2009

[10] Dalal N, Triggs B. Histograms of oriented gradients for human detection[C]// IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). 2005, 1: 886-893

[11] Ling Hai-bin, Soatto S, Ramanathan N, et al. A Study of Face Recognition as People Age [C]// International Conference on Computer Vision (ICCV). 2007; 1-8

[12] Mao Xiao-jiao, Yang Yu-bin, Li Ning, et al. Age-Invariant Face Verification Based on Local Classifier Ensemble [C]// 21st International Conference on Pattern Recognition (ICPR 2012), Tsukuba, Japan, November 2012; 11-15

[13] Ojala T, Pietikainen M, Harwood D. Performance evaluation of texture measures with classification based on Kullback discrimination of distributions [C]// Proceedings of the 12th IAPR International Conference on Pattern Recognition (ICPR). 1994; 582-585

[14] Vapnik V. Statistical learning theory [M]. New York: Wiley-Interscience, 1998

[15] Guo Guo-dong, Mu Guo-wang, Fu Yun, et al. A Study on Automatic Age Estimation using a Large Database [C]// International Conference on Computer Vision (ICCV). 2009; 1986-1991

[16] Lanitis A, Taylor C, Coots T. Modeling the process of ageing in face images [C]// ICCV 1999. 1999; 131-136

[17] Ricanek K, Tesafaye T. MORPH: A longitudinal Image Database of Normal Adult Age-Progression [C]// FG 2006. 2006

[18] Viola P A, Jones M J. Rapid object detection using a boosted cascade of simple features [C]// Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). 2001, 1: 511-518

[19] Wang Jian-gang, Yau Wei-yun, Wang Hee Lin. Age Categorization via ECOC with Fused Gabor and LBP Features [C]// Workshop on Applications of Computer Vision (WACV). 2009; 1-6

[20] Fan R E, Chang K W, Hsieh C J, et al. Liblinear: A library for large linear classification [J]. The Journal of Machine Learning Research, 2008, 9: 1871-1874

[21] Chang K Y, Chen C S, Hung Y P. A ranking approach for human ages International estimation based on face images [C]// 2010 20th International Conference on Pattern Recognition (ICPR). IEEE, 2010; 3396-3399

[22] Mu G, Guo G, Fu Y, Huang T S. Human age estimation using bio-inspired features [C]// IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2009 (CVPR 2009). IEEE, 2009; 112-119