

基于改进标记分布学习的人脸年龄估计

杜希婷 张德

(北京建筑大学电气与信息工程学院 北京 100044)

(北京建筑大学建筑大数据智能处理方法研究北京市重点实验室 北京 100044)

摘要 人脸年龄特征的变化是有序且缓慢的,同一个体相近年龄的脸部年龄特征是相似的。基于标记分布学习的年龄估计就是利用这个特点而设计的一种方法,实现了从年龄单目标预测到年龄标记分布向量预测的学习任务的转变,一定程度上解决了人脸年龄估计中数据不全面的问题。但现有的基于最大熵回归模型的标记分布学习存在不能构建统一的标记分布预测模型和计算复杂时间长等问题,另一种基于神经网络的算法容易发生过拟合且神经网络的结构不容易被理解。为解决这些问题,提出基于核偏最小二乘回归模型的标记分布学习来解决人脸年龄估计问题。核偏最小二乘回归模型对数据分布没有前提假定,并且可以解决非线性问题。在 FG-NET 和 MORPH II 数据集的实验结果表明,相较于其他对比方法,此法有更小的年龄估计误差同时提高了计算效率。

关键词 人脸识别 年龄估计 标记分布学习 核偏最小二乘回归 人脸年龄数据集

中图分类号 TP391

文献标志码 A

DOI:10.3969/j.issn.1000-386x.2024.08.024

FACIAL AGE ESTIMATION BASED ON IMPROVED LDL ALGORITHM

Du Xiting Zhang De

(School of Electrical and Information Engineering, Beijing University of Civil Engineering and Architecture, Beijing 100044, China)

(Beijing Key Laboratory of Intelligent Processing for Building Big Data, Beijing University of Civil Engineering and Architecture, Beijing 100044, China)

Abstract The change of facial age features is orderly and slow, and the facial age features of the same person with similar age are similar. Age estimation based on marker distribution learning is a method designed by using this feature, which realizes the transformation of learning task from single target age prediction to age marker distribution vector prediction. It solves the problem of face age estimation that the data is not comprehensive to a certain extent. However, the existing label distribution learning based on the maximum entropy regression model has some problems, such as unable to build a unified label distribution prediction model and long computation time. Another algorithm based on neural network is prone to over fitting and the structure of neural network is not easy to understand. To solve these problems, label distribution learning (LDL) based on kernel partial least squares regression model is used to solve the problem of face age estimation. The kernel partial least squares regression model has no hypothesis for data distribution and can solve nonlinear problems. The experimental results on FG-NET and MORPH II data set show that compared with other comparison methods, this method has smaller age estimation error and higher computational efficiency.

Keywords Face recognition Age estimation Label distribution learning Kernel partial least square regression Face age dataset

0 引言

人脸图像包含了如性别、身份、种族、年龄、姿态以

及表情等重要信息,与人脸图像紧密相关的自动信息处理估计技术已经发展成为了模式识别等诸多领域的重要技术和研究课题。年龄自动估计是人脸一个重要的信息处理属性。因此基于人脸图像的年龄估计在安

全监控、客户管理以及刑事侦查等领域都有巨大的研究应用前景^[1-2]。

年龄估计的研究已取得诸多进展,但还存在研究数据不充足等问题。使用标记分布学习(Label Distribution Learning, LDL)思路进行人脸年龄估计可以很好地解决此问题。但现有的求解 LDL 的方法存在不能构建同一模型、计算复杂或容易发生拟合、网络结构不容易被理解等问题。

针对上述问题,本文提出了使用核偏最小二乘(Kernel Partial Least Squares, KPLS)回归的方法来求解标记分布学习,提出了基于核偏最小二乘回归模型的标记分布学习(KPLS-LDL)。实验结果表明,相较于其他对比方法,此法有更小的年龄估计误差同时提高了计算效率。

1 相关工作

年龄估计有分类模式和回归模式,很多机器学习方法被应用到年龄估计中。赵军等^[3]把字典学习应用于年龄分类,提出了加权字典对学习的年龄估计法。从回归方法的角度,Guo 等^[4]采用单因变量的 KPLS 回归、支持向量回归(Support Vector Regression, SVR)等估计人脸年龄,取得了不错效果。

但人脸年龄估计研究仍有一定难度和挑战。一是人脸衰老变化是无法控制的自然进程,不同的人有不同的老龄化模式,即便是同一个人在一生中的不同阶段会呈现出完全不同的衰老规律。二是年龄估计缺乏数据完整且充足的数据集,拥有足够多个体且每个个体都有各个年龄的人脸图像的数据集采集是一项困难的任务。因此,在数据不充足的状态下进行建模、训练,是优秀的年龄估计模型应考虑的问题。

针对上述问题,Geng 等^[7]提出使用标记分布学习 LLD(Learning from Label Distribution)方法估计人脸图像的年龄,LLD 的主要思路是:同一个体相近年龄的脸部年龄特征是相似的,因此在对某一特定年龄进行学习时,可以用其相近年龄的人脸图像年龄特征信息来增强学习过程,因此可在一定程度上缓解数据的不完整不充分问题。LLD 方法估计人脸年龄的步骤为:(1) 确定标记分布维数,并利用各年龄对实际年龄的贡献度生成标记分布;(2) 用生成的标记分布(多标记标签)代替年龄(单标记标签);(3) 使用标记分布学习算法进行年龄估计^[5-6]。到 2016 年,LLD 方法又被重命名为 LDL(Label Distribution Learning)。

关于 LDL 问题的求解,Geng 等^[7]提出基于最大熵模型的标记分布学习算法(Improved Iterative Scaling

Label Distribution Learning, IIS-LDL)。而后,基于童年和老年时期人脸老化的改变看起来更明显的现象,Geng 等^[8]提出自适应 LDL 方法,对各个不同的年龄段进行相应适合的分布模型学习。但是自适应的学习过程需要更充分的训练数据,所以 Hou 等^[9]提出半监督学习的自适应 LDL 方法,使用未标注的数据帮助提高自适应 LDL 的年龄估计性能。随着深度学习技术的发展,Geng 等^[7]提出基于神经网络的标记分布学习算法(Conditional Probability Neural Network Improved Iterative Scaling Label Distribution Learning, CPNN-LDL),将标记分布送入三层神经网络中。Gao 等^[10]提出一个轻量级深度 LDL 框架,融入了卷积神经网络、分布学习和期望回归三部分模块,利用 Softmax 层的输出概率直接学习标记分布模型。Zhang 等^[11]改进了深度 LDL 方法,仅在限定小范围相近年龄段内进行标记分布学习,进一步提高了年龄预测的准确率。

上述两类求解 LDL 方法,使用传统方法时,输出模型主要使用最大熵模型,即 IIS-LDL 方法。此方法会前提假设人脸图像数据与参数向量数据间为线性对数关系,但没有证据证明此假定一定成立;同时,IIS-LDL 的训练方法为通用迭代算法,需要多次迭代导致计算复杂。另一类深度学习的方法容易发生拟合且神经网络的结构不容易被理解。因此,需要设计出更有效的 LDL 求解方法来进行人脸年龄估计。

本研究将标记分布看作一组多因变量,LDL 则看作关于多个年龄标记和多维年龄特征数据间的映射关系,从而把 LDL 的问题转化为多因变量多自变量的回归问题去求解。核偏最小二乘(Kernel Partial Least Squares, KPLS)回归是在偏最小二乘(Partial Least Squares, PLS)回归^[12]的之上发展而来的。KPLS 回归能够对多个因变量同时建立与自变量的回归模型,在样本数量相对较小情况下也能发挥出良好的性能;利用具有非线性映射能力的核函数,将低维空间的非线性回归转变成高维空间的线性回归,从而避免模型中非线性因素的不利影响,与线性的 PLS 回归相比,有更好的预测性能。据此,本研究提出基于核偏最小二乘回归模型的标记分布学习——KPLS-LDL。

2 年龄的标记分布学习

随着年龄增长,人脸年龄特征的变化是有序且缓慢的,同一个人在相近年龄的人脸特征是相似的,如图 1 所示。因此在对某一特定年龄进行模型训练学习时,可以用其相近年龄的人脸图像特征信息来增强学习过程,相当于增加了训练数据。

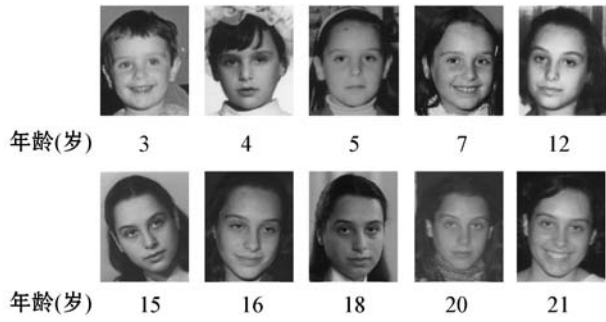


图1 不同年龄的人脸图像示例

具体而言,LDL方法首先根据邻近年龄对实际年龄的重要程度生成标记分布,接着用生成的标记分布进行学习。一个图像样本对应的年龄标记分布覆盖了其实际年龄及其邻近的一些年龄,这些年龄中每个年龄值都对应一个标记值,此标记值代表该年龄对此人脸图像描述的重要程度。

假设人脸图像数据集合为 $S = \{x_1, x_2, \dots, x_k\}$, 其中某一个人脸图像样本 x_i 可能的年龄标记集合设为 $A = \{a_1, a_2, \dots, a_m\}$ 。使用 $d_{x_i}^{a_j}$ 来表示样本 x_i 被标记 a_j 描述的重要程度,称为描述度。其中 $d_{x_i}^{a_j} \in [0, 1]$, 且 $\sum_{j=1}^m d_{x_i}^{a_j} = 1$ 。标记分布与概率分布相似,但有所区别。某一描述度 $d_{x_i}^{a_j}$ 并非表示标记 a_j 是人脸图像 x_i 的正确标签的概率,而是表示 a_j 描述 x_i 的程度占所有标记描述 x_i 的程度总和的比例。

假设一张人脸的真实年龄值为 α , 其标记分布应满足以下两个特征:(1) α 对应的描述度是所有标记对应的描述度中最大的,用来保证真实年龄在类别描述中占据主导地位;(2) 其他年龄值离 α 越远,则其所对应的描述度越小,用来保证离 α 越近的年龄对类别描述的贡献越大。年龄以岁为单位,以实际年龄 α 为中心,本文使用离散的高斯分布来生成标记分布,如式(1)所示。

$$d_{x_i}^a = \frac{1}{\sigma \sqrt{2\pi}Z} \exp\left(-\frac{(a-\alpha)^2}{2\sigma^2}\right) \quad (1)$$

式中: $a \in A$, 表示某一年龄标记, Z 为归一化因子,使 $\sum_a d_{x_i}^a = 1$, σ 为标准偏差。 σ 是高斯分布函数的重要参数,控制年龄标记分布曲线的平缓程度。 σ 对年龄估计的影响将在实验部分探讨。

描述度 $d_{x_i}^a$ 虽然并非概率,但其约束条件与概率分布一致,可用统计学思路来处理 LDL 的问题。使用条件概率表示 $d_{x_i}^a = p(a | x_i)$, 可理解为,对于人脸图像 x_i , 某一标记存在的概率等同于其描述度。若与 x_i 所对应的标记分布为 $D_i = \{d_{x_i}^{a_1}, d_{x_i}^{a_2}, \dots, d_{x_i}^{a_m}\}$, 条件概率密度函数为 $p(a | x_i)$, 参数模型为 $p(a | x_i; \theta)$, 参数向量

为 θ 。给定训练集后,LDL的求解思路为:找到一个 θ , 使 θ 可以得到一个与 D_i 尽可能相似的分布。两个分布的差距使用 Kullback-Leiber 散度来描述时,最优解 θ^* 为:

$$\theta^* = \arg \min_{\theta} \sum_i \sum_j \left(d_{x_i}^{a_j} \ln \frac{d_{x_i}^{a_j}}{p(a_j | x_i; \theta)} \right) = \arg \min_{\theta} \sum_i \sum_j (d_{x_i}^{a_j} \ln p(a_j | x_i; \theta)) \quad (2)$$

目前主流的求解最优的参数向量 θ^* 的方法有 IIS-LDL 和 CPNN-LDL, 都取得了不错效果^[9-11]。IIS-LDL 方法假定 X 和 θ 之间为线性对数关系,但没有证据证明此假定一定成立;同时,使用最大熵模型分别为每个年龄单独建立模型求 $p(a | x_i; \theta)$, 不如统一建立模型性能好。CPNN-LDL 方法虽然没有前提假设,但是基于神经网络的算法容易发生过拟合且神经网络的结构不容易被理解。

3 基于核偏最小二乘模型的标记分布学习

为了解决 IIS-LDL 的以上问题,本研究提出了一种新的思路来求解。设训练数据集为 $\{x_1, x_2, \dots, x_k\}$, 给定 n 维的人脸图像 x_i , 其标记分布为 $D_i = \{d_{x_i}^{a_1}, d_{x_i}^{a_2}, \dots, d_{x_i}^{a_m}\}$, 令 $y_i = D_i$ 且 $y_{ij} (j = 0, 1, \dots, m) = d_{x_i}^{a_j}$, 则有 $y_i = (y_{i1}, y_{i2}, \dots, y_{im})$ 。则训练集 S 由矩阵 X 和矩阵 Y 组成, 其中 X 表示 k 组 n 维自变量、 Y 表示 k 组 m 维因变量。

$$X = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \dots & x_{1n} \\ x_{21} & x_{22} & \dots & x_{2n} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ x_{k1} & x_{k2} & \dots & x_{kn} \end{bmatrix} \quad Y = \begin{bmatrix} y_{11} & y_{12} & \dots & y_{1m} \\ y_{21} & y_{22} & \dots & y_{2m} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ y_{k1} & y_{k2} & \dots & y_{km} \end{bmatrix}$$

这样标记分布学习问题就转变为多重多元回归问题^[12], 可以使用多重多元回归模型来实现标记分布学习, 其思路为:找到最优回归模型, 使人脸图像 x_i 可以得到一个与 y_i 最相近的分布。

3.1 偏最小二乘回归

偏最小二乘 (partial Least Squares, PLS) 回归是一种常用的多重多元回归模型, 对数据没有前提假设, 可得到更可靠的结论^[12]。PLS 方法的思路是:观测到的数据是由潜在变量所驱动的系统产生的, 关键是要提取系统中的潜在变量, 利用潜在变量对数据进行建模分析。对于多自变量多因变量问题, 其求解目标是使潜在变量间的协方差最大。具体如下:

对于 n 个自变量 x_1, x_2, \dots, x_n 、 m 个因变量 y_1, y_2, \dots, y_m , 思路为:在初始数据中提取 l 对潜在成分 t_i 和 $u_i (i = 1, 2, \dots, l)$, 并通过 t_i 和 u_i 进行建模。要求 t_i

和 u_i 尽可能地表示原始数据,且其相关系数最大。总之,PLS 要使潜在变量间的协方差最大。

针对第 1 对潜在变量,其目标函数为:

$$\begin{aligned} & \max_{w_1, c_1} \langle Xw_1, Yc_1 \rangle \\ & \text{s. t. } \begin{cases} \|w_1\| = 1 \\ \|c_1\| = 1 \end{cases} \end{aligned} \quad (2)$$

潜在变量 t_1 和 u_1 可看作初始数据 w_1 和 c_1 的线性变换:

$$\begin{cases} t_1 = Xw_1 \\ u_1 = Yc_1 \end{cases} \quad (3)$$

对式(3)求解。采用拉格朗日乘数算法,则矩阵 $X^T Y Y^T X$ 和 $Y^T X X^T Y$ 得到最大特征值时的特征向量为投影方向 w_1 和 c_1 。

得到第 1 对 t_i 和 u_i 后,则可推出 X 和 Y 对 t_1 和 u_1 的回归方程:

$$\begin{cases} X = t_1 p_1^T + E_1 \\ Y = u_1 q_1^T + F_1^* \\ Y = t_1 r_1^T + F \end{cases} \quad (4)$$

式中: $p_1 = X^T t_1 / \|t_1\|^2$, $q_1 = Y^T u_1 / \|u_1\|^2$, $r_1 = Y^T t_1 / \|t_1\|^2$; E_1 、 F_1^* 和 F_1 为 3 个回归方程的残差矩阵。

用 E_1 和 F_1 代替 X 和 Y ,可求解 W_2 、 C_2 和第 2 对潜在变量 t_2 和 u_2 ,得回归方程:

$$\begin{cases} E_1 = t_2 p_2^T + E_2 \\ F_1 = t_2 r_2^T + F_2 \end{cases} \quad (5)$$

最终可得到 l 对潜在变量,则有:

$$\begin{cases} X = t_1 p_1^T + \dots + t_l p_l^T + E_l = TP^T + E \\ Y = t_1 r_1^T + \dots + t_l r_l^T + F_l = TR^T + F \end{cases} \quad (6)$$

令 $T = (t_1, t_2, \dots, t_l)$, $P = (p_1, p_2, \dots, p_l)$, $R = (r_1, r_2, \dots, r_l)$, $E = E_l$, $F = F_l$ 。则可以建立 Y 关于 X 的回归方程:

$$Y = TR^T + F = XWR^T + F \quad (7)$$

式中: $W = (w_1, w_2, \dots, w_l)$, Y 关于 X 的回归系数是 WR^T 、残差矩阵为 F 。

相比普通的最小二乘回归(Least Squares Regression, LSR),PLS 回归不仅能够考虑多因变量间关系,节约建模时间,还能缓解变量的多重相关性导致的精度不确定的问题,从而得到更好的模型性能。

3.2 核偏最小二乘回归

核偏最小二乘(Kernel Partial Least Square, KPLS)回归是把具有强大非线性映射能力的核函数结合线性偏最小二乘(PLS)算法而来的。KPLS 可使原始输入空间 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 经过非线性变换 $\varphi(\cdot)$ 映射到高维空间 F ,并在变换后的空间 F 中进行 PLS 回

归^[15],具体是将 F 中的内积运算通过 $\varphi(\cdot)$ 转化为自变量空间中的核函数计算;需要通过 $K(x_i, x_j) = \phi(x_i)^T \times \phi(x_j)$ 实现,其中 $K(x_i, x_j)$ 是核函数。本研究核函数选用高斯核函数 $K(x_i, x_j) = \exp(-\|x_i - x_j\|^2/c)$ 。

KPLS 可把低维空间的非线性回归转变成高维空间的线性回归,因此可避免模型中非线性因素的不利影响,比 PLS 拥有更好的预测性能。据此,本研究采用基于核偏最小二乘回归模型的标记分布学习(KPLS-LLD)方法,来实现人脸图像年龄估计。

4 实验及结果分析

4.1 数据集

本文采用 FG-NET 数据集和 MORPH II 数据集进行实验,部分图像样本如图 1 所示。FG-NET 数据集是本领域最早的公开数据集,由来自塞浦路斯大学的 Lanitis 教授等整理。共有 82 人的 1 002 幅标注了真实年龄脸部图像,每人有 6~18 幅,年龄在 0~69 岁(不足 1 岁记为 0 岁)间。使用 FG-NET 数据集进行实验时采取留一验证法(Leave One Person Out, LOPO)。每一次测试时,选择数据集中某一个人的全部图像作为测试集,其余所有人的全部图像作为训练集,共进行 82 次测试。MORPH II 是北卡罗来纳大学的研究人员搜集的,包含 13 000 人的 55 132 幅图像,年龄在 16~77 岁间。MORPH II 数据集的个体数大,不适合使用留一验证法,因而本试验采用十折交叉验证法。将数据集分为人脸图像数目相同的 10 组,同一人的所有人脸图像都划分在同一组中。每一次测试时,选取其中一组作为测试集,其余所有作为训练集,共进行 10 次测试。

4.2 实验设置

本文的实验基于 MATLAB 代码完成,硬件配置为 CPU i7-6700 3.4 GHz,内存 16 GB。实验过程和相关设置如下:

(1) 进行图像预处理,包括人脸对齐与摆正、直方图均衡化、图像灰度化、人脸检测与裁剪和图像归一化,最后保存为 80×80 大小的灰度图像。

(2) 利用局部二值模型(Local binary pattern, LBP)提取人脸图像的特征,并将图像分块分别提取 LBP 特征,然后连接组成最终的特征向量^[13]。根据分块大小,分别得到 160 维、250 维、640 维和 1 000 维的人脸图像特征向量。

(3) 分别对各个年龄生成离散高斯分布,把分布对应到每个人脸图像样本中。接着通过 KPLS 模型求出回归系数,然后对测试集中的人脸年龄特征向量分

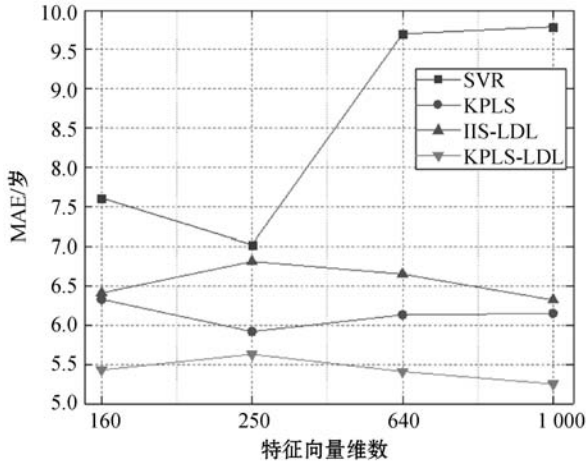
别预测出其对应的标记分布,最大标记描述度对应的年龄值作为估计的年龄结果输出。

4.3 结果比较和分析

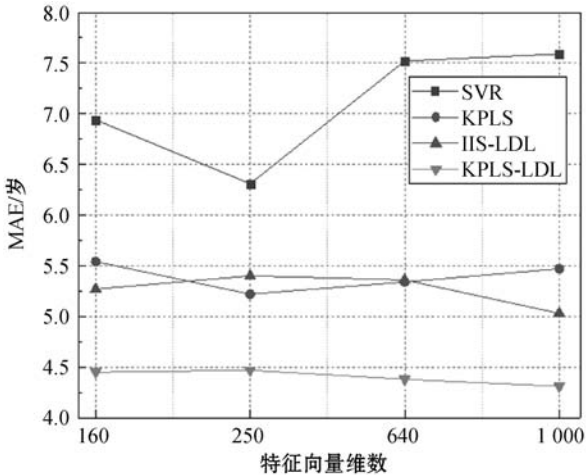
本文采用了4种具有代表性的算法和本文提出的KPLS-LDL方法进行比较,分别是支持向量机回归(SVR)、核偏最小二乘(KPLS)回归和基于最大熵模型的标记分布学习(IIS-LDL)方法、基于神经网络的标记分布学习(CPNN-LDL)方法。年龄估计结果评价指标最常用的是平均绝对误差(MAE),MAE的值越小说明估计结果越好。首先从特性向量维数、成分数量、标准偏差3个方面对MAE的影响进行了比较,然后使用MAE和训练时长进行各算法之间的综合性能比较。

4.3.1 特征向量维数对年龄估计效果的影响

针对不同的算法,分别使用4种不同维数的特征向量,160、250、640、和1000维进行实验,将所得MAE结果进行比较,如图2所示。



(a) FG-NET 数据集



(b) MORPH-II 数据集

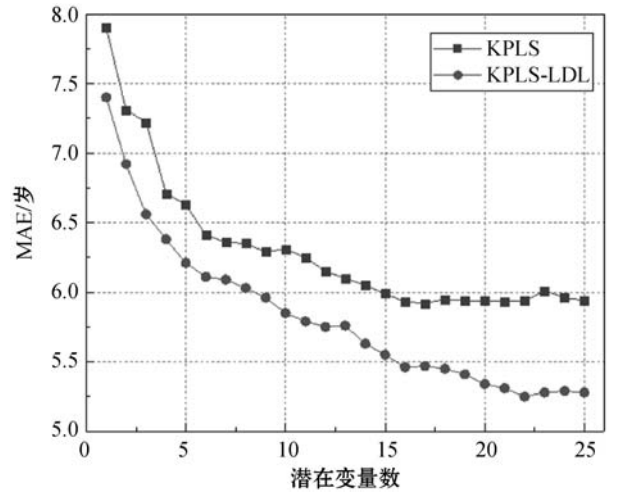
图2 不同特征向量维数下的实验结果

可以看出,在两个数据集上,SVR和KPLS两种回归方法都在特征向量长度为250维的时候取得最好的

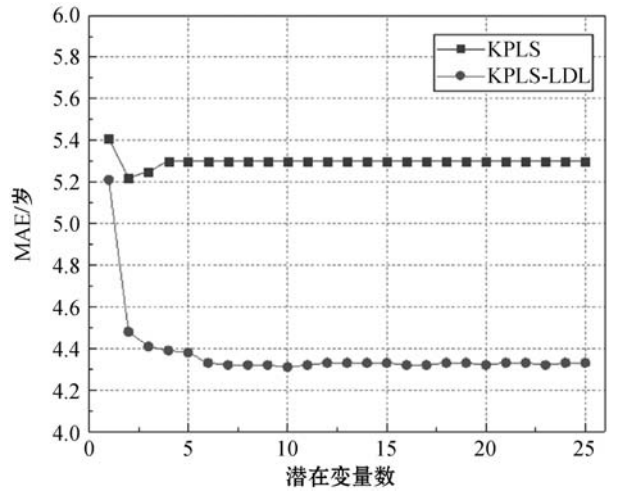
效果。IIS-LDL、KPLS-LDL两种标记分布学习方法均在1000维上取得最好的效果。上述结果表明标记分布学习需要更多的特征信息才能达到更好的性能,不过,特征维数也会影响训练时间的长度。

4.3.2 潜在变量数对年龄估计效果的影响

潜在变量数是核偏最小二乘模型的重要参数,因此这部分实验只比较KPLS和KPLS-LDL两种算法。以表示潜在变量数,KPLS算法使用250维长度的特征向量,KPLS-LDL算法使用1000维的特征向量。然后,观察l由1增加到25的过程中,对估计误差MAE的影响,如图3所示。



(a) FG-NET 数据集



(b) MORPH-II 数据集

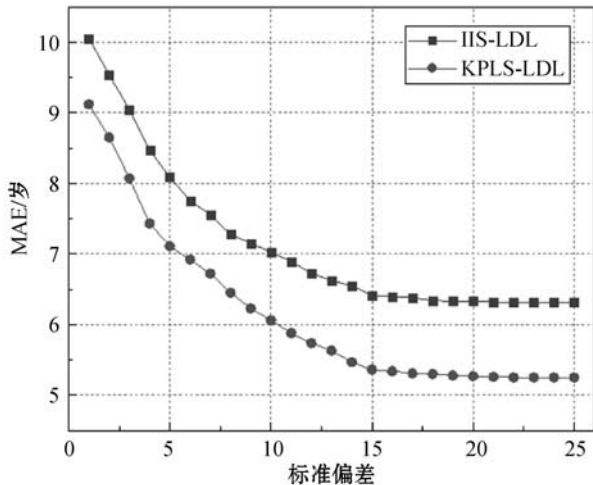
图3 不同潜在变量数下的实验结果

可以看出,在FG-NET数据集上,KPLS方法当l=17时结果最好,KPLS-LDL方法当l=22时结果最好;MORPH-II数据集上,KPLS方法当l=2时结果最好,KPLS-LDL方法当l=9时结果最好。这说明标记分布学习由于利用了更多的特征信息,所以需要更多的潜在变量。另外,在MORPH-II数据集上两种方法需要的潜在变量数都比较少,说明充足的训练样本可以帮

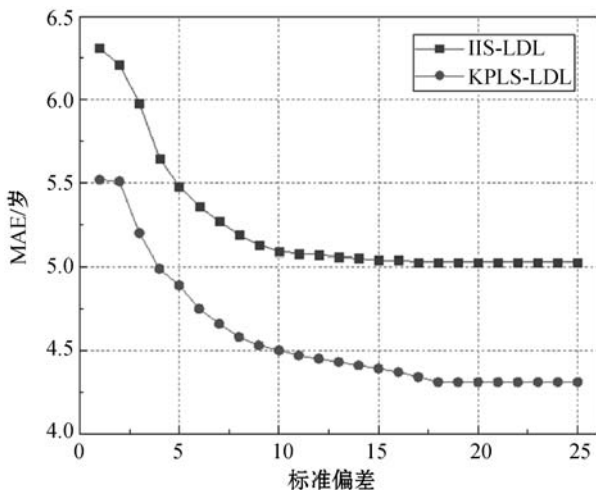
助更快地学习稳定的模型。

4.3.3 标准偏差对年龄估计效果的影响

本文采用高斯分布表示年龄的标记分布,标准偏差 σ 是高斯函数的重要参数,所以这部分实验只比较 IIS-LDL 和 KPLS-LDL 方法。让 σ 由 1 增加到 25,观察 MAE 的变化,从而分析标准偏差对年龄估计效果的影响,如图 4 所示。



(a) FG-NET 数据集



(b) MORPH-II 数据集

图 4 不同标准偏差下的实验结果

可以看出,随着标准偏差 σ 的增加,年龄估计结果越来越好,但在 σ 超过 15 之后趋于稳定。在标记分布学习中, σ 的大小和选取的相邻年龄段范围直接相关,所以,实验结果表明较宽的邻近范围有助于借用更多的样本数据,增强模型的训练学习过程。但邻近年龄超过一定范围的样本由于人脸年龄特征差异偏大,无法提供更好的帮助。

4.3.4 算法整体性能比较

根据前述实验结果,按照各种算法的最优参数设置情况,列出所有算法相应的 MAE 指标和训练时间长度的比较,如表 1 所示。

表 1 四种年龄估计方法最优实验结果对比

算法	MAE/岁		训练时长/s	
	FG-NET	MORPH-II	FG-NET	MORPH-II
SVR	7.02	6.31	79.36	503.59
KPLS	5.92	5.22	2.45	30.98
IIS-LDL	6.32	5.03	1 285.11	4 610.50
CPNN-LDL	5.63	4.26	596.4	2 4457.43
KPLS-LDL	5.25	4.31	28.15	177.95

在 FG-NET 数据集上,SVR 方法特征向量维数设为 250,KPLS 方法特征向量维数设为 250,潜在变量数设为 17,IIS-LDL 方法特征向量维数设为 1 000,标准偏差设为 25,CPNN-LDL 方法隐层神经元个数设为 400,标准偏差设为 0,KPLS-LDL 方法特征向量维数设为 1 000,潜在变量数设为 22,标准偏差设为 25。MORPH-II 数据集上,SVR 方法特征向量维数设为 250,KPLS 方法特征向量维数设为 250,潜在变量数设为 2,IIS-LDL 方法特征向量维数设为 1 000,标准偏差设为 25,CPNN-LDL 方法特征向量维数设为 250,KPLS-LDL 方法特征向量维数设为 1 000,潜在变量数设为 9,标准偏差设为 25。

从表 1 可以看出,本文提出的 KPLS-LDL 年龄估计法,在 FG-NET 和 MORPH II 数据集上分别获得 5.25 和 4.31 的 MAE,明显低于另外三种传统机器学习方法(SVR、KPLS 和 IIS-LDL)。和 IIS-LDL 相比,KPLS-LDL 的训练时间显著减少。

与 CPNN-LDL 方法相比,KPLS-LDL 方法在 FG-NET 数据集上的 MAE 明显较低,而在 MORPH II 数据集上 MAE 值相当(KPLS-LDL 为 4.31,CPNN-LDL 为 4.26)。同时 KPLS-LDL 的训练时间显著减少。这说明在较小的数据上本文方法比深度学习方法有较好的表现。

综合上述实验结果,说明本文改进的标记分布学习算法运行效果和效率都得到了提高。基于核偏最小二乘回归的改进标记分布学习方法取得了预期的效果,在人脸年龄估计方面具有很强的实用性。

5 结 语

本文基于核偏最小二乘回归,提出了一种改进的标记分布学习方法。从重构标记分布的思路出发,不使用传统的概率模型,通过多重多元回归统一建模,不仅加快了求解过程,而且具有更好的模型稳定性,解决了标记分布学习方法在人脸年龄估计方面实际应用性较差的问题。在常用数据集上的综合实验表明,本文

方法训练时长短,年龄估计误差低。不过,目前在训练阶段生成人脸图像的标记分布时采用了相同的高斯函数参数,考虑到人在成长过程中不同时期人脸的老化状况是有区别的,今后可以对不同年龄段使用不同的高斯函数参数。同时,人脸图像中也包含其他的软生物特征属性,如种族、性别和肤色等。这些属性和年龄之间存在一定的相互依赖关系,在今后的年龄估计研究中也值得参考和应用。

参 考 文 献

- [1] 胡春龙,陈建军,徐丹,等. 基于人脸图像的年龄估计研究综述[J]. 江苏科技大学学报(自然科学版),2020,34(5):42-50.
- [2] 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.
- [3] 赵军,侯凯艳,杨林. 基于加权字典对学习的人脸年龄估计方法[J]. 计算机工程,2019,45(2):191-194.
- [4] Guo G D, Mu G W. Simultaneous dimensionality reduction and human age estimation via kernel partial least squares regression[C]//IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2011: 657-664.
- [5] Geng X. Label distribution learning[J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2016, 28(7): 1734-1748.
- [6] 耿新,徐宁. 标记分布学习与标记增强[J]. 中国科学:信息科学,2018,48(5):521-530.
- [7] Geng X, Yin C, Zhou Z H. Facial age estimation by Learning from Label distributions[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2013, 35(10): 2401-2412.
- [8] Geng X, Wang Q, Xia Y. Facial age estimation by adaptive label distribution learning[C]//International Conference on Pattern Recognition, 2014: 465-4470.
- [9] Hou P, Geng X, Hou Z W, et al. Semi-supervised adaptive label distribution learning for facial age estimation[C]//AAAI Conference on Artificial Intelligence, 2017: 2015-2021.
- [10] Gao B B, Zhou H Y, Wu J X, et al. Age estimation using expectation of label distribution learning[C]//International Joint Conference on Artificial Intelligence, 2018: 712-718.
- [11] Zhang H Y, Zhang Y, Geng X. Practical age estimation using deep label distribution learning[J]. Frontiers of Computer Science, 2021, 15(3):73-78.
- [12] 王攀. 偏最小二乘回归与核偏最小二乘回归的应用[D]. 昆明:昆明理工大学,2014.
- [13] 周巍,程勇,曹雪虹. 基于光照归一化分块完备 LBP 特征的人脸识别[J]. 计算机工程与应用,2015,51(11):145-149.
- [14] 李婵,杨文元,赵红. 基于最小二乘法的标记分布学习[J]. 郑州大学学报(理学版),2017,49(4):22-27.
- [15] Angulo R, Tapamo J R, Adwumi A O. Age estimation via face images: a survey[J]. EURASIP Journal on Image and Video Processing, 2018, 40(1): 34-51.
- [16] 邢超. 基于改进标记分布学习算法的人脸年龄估计[D]. 南京:东南大学,2017.

(上接第 131 页)

- [6] Liu C F, Yun J W, Su J. Direct solution for fixed source location using well-posed TDOA and FDOA measurements[J]. Journal of Systems Engineering and Electronics,2020,31(4):666-673.
- [7] 刘栩楠,石荣,何彬彬,等. 基于 RSS 信息的测向交叉虚拟定位点排除方法[J]. 电子信息对抗技术,2020,35(4):28-33.
- [8] Zhang H W, Zheng Z, Wang W Q, et al. Source localization using TDOA and FDOA measurements under unknown noise power knowledge[J]. IET Signal Processing,2020,14(7):435-439.
- [9] 左燕,陈志猛,蔡立平. 基于约束总体最小二乘的单站 DOA/TDOA 联合误差校正与定位算法[J]. 电子与信息学报,2019,41(6):1317-1323.
- [10] 赵勇胜,邵东旭,赵拥军,等. 基于约束总体最小二乘的单站 TDOA-FDOA 定位算法[J]. 电子信息对抗技术,2016,31(6):1-7.
- [11] 周恭谦,杨露箐,刘忠. 改进的非完全约束加权最小二乘 TDOA/FDOA 无源定位方法[J]. 系统工程与电子技术,2018,40(8):1686-1692.
- [12] Kumarasiri R, Alshamaileh K, Tran N H, et al. An improved hybrid RSS/TDOA wireless sensors localization technique utilizing Wi-Fi networks[J]. Mobile Networks & Applications,2016,21(2):285-295.
- [13] Yu K G. 3-D localization error analysis in wireless networks[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications,2007,6(10):3473-3481.
- [14] Xiang Z, Ozguner U. A 3-D positioning system for offroad autonomous vehicles[C]//IEEE International Conference on Intelligent Vehicles Symposium,2005:130-134.
- [15] 邵金均. 基于 RSSI 测距的室内定位算法优化[J]. 中国新通信,2018,20(20):180-182.
- [16] Tomic S, Marikj M, Beko M, et al. Hybrid RSS-AOA technique for 3-D node localization in wireless sensor networks[C]//International Wireless Communications and Mobile Computing Conference,2015:1277-1282.
- [17] Boyd S, Vandenberghe L. Convex optimization[M]. Cambridge: Cambridge University Press,2004.
- [18] CVX: Matlab software for disciplined convex programming[EB/OL]. [2021-03-09]. <https://cvxr.com/cvx/>.