

基于半监督回归学习的人脸几何美丽分数

戴礼青 金 忠 孙明明

(南京理工大学计算机科学与工程学院 江苏 南京 210094)

摘 要 基于人脸美学的迅速发展,对人脸的几何特征定义、几何特征规范化以及几何特征对判断人脸美与否的贡献进行研究。首先定义人脸几何美丽分数函数,然后将流形学习与半监督学习相结合,用流形上的半监督回归方法学习人脸几何美丽分数。为了突出几何特征,还验证了人脸表情与几何美丽分数之间的关系。与 K 近邻(KNN)、支持向量机(SVM)、C4.5 决策树分类方法相比,通过实验验证,证明了所提方法的有效性和可行性。

关键词 人脸美学 人脸几何特征 几何美丽分数 流形学习 半监督回归

中图分类号 TP391.41 文献标识码 A DOI: 10.3969/j.issn.1000-386x.2015.03.049

FACIAL GEOMETRIC BEAUTY SCORE BASED ON SEMI-SUPERVISED REGRESSION LEARNING

Dai Liqing Jin Zhong Sun Mingming

(School of Computer Science and Technology, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, Jiangsu, China)

Abstract Based on rapid development of facial aesthetics, we mainly study the definition of facial geometric feature, the normalisation of geometric features and the contribution of geometric features to judging whether the face is beauty or not. First, we define the facial geometric beauty score function, and then combine the manifold learning with semi-supervised learning, use semi-supervised regression on manifolds to learn geometric beauty score of faces. In order to highlight the geometric features, we also verify the relationship between facial expression and geometric beauty scores. Compared with KNN, SVM and C4.5 decision tree classification methods, the validity and the feasibility of the proposed methods are proved by experiment.

Keywords Facial aesthetics Facial geometric feature Geometric beauty score Manifold learning Semi-supervised regression

0 引 言

“爱美之心,人皆有之”。爱美是人的天性,对美的追求和探索则是人类永恒的主题^[1]。人脸是美学研究的重要内容之一。如今,通过几种不同的方法,人脸美学已经有了更加全面的研究和发展。早期的人脸美学研究注重将感性认识总结为简单的几何关系,如“黄金比例”和“三庭五眼”^[2]等。这些经验规则往往过于简化,正确性也没有经过严格的科学检验。20 世纪 90 年代,计算机图形学和图像处理技术的发展使人脸美学研究开始摆脱个人经验束缚,注重借助数据分析进行判别。据此,一些学者提出了若干种人脸美学假说^[3-4],如平均人脸假说、对称性假说和性别二态性假说等,并且吸引了大量的学者对其进行验证。但是这些方法比较单一,仅从某个特征来判断是否美,结论的信息量非常有限。最近,生物特征计算的发展^[1]对人脸美学研究产生了重要的影响,人脸美学的研究正从主观经验走向客观数据驱动,从模糊走向精确,从小样本统计走向大规模数据挖掘^[5-7]。基于模式分析方法,本文的主要任务是提出一种能判断给定人脸图像美丑的正规化回归模型,并通过样本标定、学习模式和判别算法的设计,进行实验验证。由于我们实验数据集

中的人脸图像是从大部分中国人(年龄在 20 周岁到 35 周岁之间的男性或女性)中随机选取的,实验结果显示了中国人脸几何美丽分数分布的一个估计。并将实验结果与传统的三种分类方法:K 近邻(KNN)、支持向量机(SVM)和 C4.5 分类方法进行比较,结果证实了半监督回归计算人脸几何美丽分数方法的有效性。另外,还验证了人脸表情与几何美丽分数之间的关系。

1 几何美丽分数

国内外学者对人脸美学的研究基本上都是针对几何特征展开的。几何特征具有以下几个优点:(1)可以精确度量;(2)与人脸审美之间存在着紧密的联系;(3)具有鲁棒性。而其他特征如肤色、纹理则受图像采集环境影响(如强光下拍摄的人脸肤色偏白),且不容易量化。

1.1 人脸形状空间模型

如图 1 所示,利用 AAM 算法^[8]标记出人脸的 68 个点,用这 68 个点描述人脸的主要器官,包括人脸的轮廓、眉毛、眼睛、鼻子和嘴巴,它们代表了整个人脸的形状。标记点的 x 坐标和 y 坐标连结起来形成了一个代表人脸几何特征的向量:

收稿日期:2013-08-06。国家自然科学基金项目(61005005,61233011)。戴礼青,硕士,主研领域:图像处理。金忠,教授。孙明明,博士。

$$J = (x_1 \ y_1 \ \dots \ x_N \ y_N)^T \quad (1)$$

其中 $N = 68$ 。

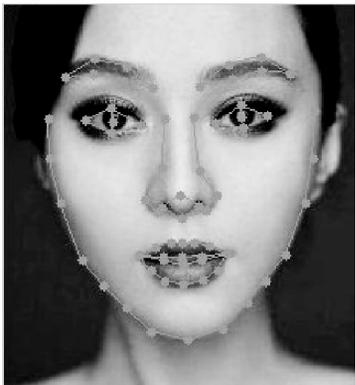


图1 用标记的特征点表示人脸几何特征

特征提取得到的数据是图像坐标系下特征点的坐标表示。不同图像的人脸存在位置、尺度或旋转的差异,直接比较不能反映真实的形状特性,因此需要先进行特征预处理^[5]:将特征点坐标表示成向量的形式(式(1)),然后将重心移至原点,再将其尺度归一化到单位球面上,最后再实现旋转不变性,这样所有的几何特征点都集中在人脸形状空间 S_j 中。

1.2 几何美丽分数定义

给定一张人脸图像 F ,用下式定义它的美丽分数:

$$S = f(F) \quad (2)$$

式中, S 表示人脸图像 F 的美丽分数, $S \in [-1, 1]$ 。

人脸 F 是由几何特征 J 、纹理特征 T 和其他的特征 X 组成的,本文致力于研究几何特征对人脸美学的影响。在比较这些人脸图像的美丽分数时,保持除几何特征以外的其他特征都不变。本文将几何美丽分数函数表示为:

$$S = S(J) \quad (3)$$

对于已标记的人脸,可直接预测其几何美丽分数 $\hat{S}(J)$:对于已标记为美的人脸: $\hat{S}(J) = 1$;对于已标记为丑的人脸: $\hat{S}(J) = -1$ 。

2 半监督方法学习几何美丽分数

半监督^[9]流形学习的基本思想:如果高维数据采样于一个低维流形并且样本的标签在流形上具有某种比较好的性质,那么就可以用大量的无标签样本学习出数据中的内在几何结构,利用这种结构和它的标签性质,通过少量的标签样本学习出整个流形上的标签信息。对分类问题,标签性质指样本标签在流形上具有比较好的分布,同类样本聚集在一起;对回归问题,指样本标签在流形上具有比较好的连续性。所以回归问题的标签性质假设比分类问题更加合理。故本文采用流形上的半监督回归方法学习人脸几何美丽分数。

2.1 流形上的半监督回归

本文的目标是在流形上建立一个正则化函数。Kim提出了基于半监督流形回归^[10]的Hessian能量正则化,用下式来定义:

$$\|f\|_I^2 = \int_M \|\nabla_a \nabla_b f\|_{T_x^* M \otimes T_x^* M}^2 dV(x) \quad (4)$$

其中, $\nabla_a \nabla_b f$ 是 f 的二次协变倒数, $dV(x)$ 是自然体积元。这个公式的细节详见文献[11]。从式(4)可看出,Hessian能量定理包含的函数随着球型的距离产生线型的变化,因此结果函数在数据库上能呈现出更好地理解并能很好的推测未知的数据^[9]。

对于一个实值回归问题,Hessian能量定理可用下式来表示:

$$\|\nabla_a \nabla_b f\|_{T_x^* M \otimes T_x^* M}^2 = \sum_{r,s=1}^m \left(\frac{\partial^2 f}{\partial x_r \partial x_s} \Big|_p \right)^2 \quad (5)$$

上式等号的右边可近似地计算为:

$$\frac{\partial^2 f}{\partial x_r \partial x_s} \Big|_{X_i} \approx \sum_j H_{ij}^r f(X_j) \quad (6)$$

其中, H 是一个操作符, X_j 表示 X_i 附近的数据点,由于在 X_i 的附近, f 是可以估算的二阶泰勒展开式(一个二阶多项式函数),因此近似法是有效的。由于泰勒展开近似法是一个最小二乘法问题,系数是 $f(X_i)$ 和 $f(X_j)$ 之间的线型相关性。因此上面的近似法是合理的,并且 H_{ij}^r 能像上面描述的那样计算。最后,Hessian能量定理能用所有符合下面形式的样本 X_i 进行近似的计算:

$$\|f\|_I^2 = \langle f, Bf \rangle \quad (7)$$

其中, B 是由所有的 H_{ij}^r 和 $f_i = f(X_i)$ 计算而来的矩阵。

文献[12]中证实了Hessian能量回归方法比Laplacian方法和内核回归方法性能更好。因此,本文采取这种方法学习几何美丽分数。

2.2 半监督流形回归计算几何美学分数

首先建立如下半监督回归模型:

$$\min \frac{1}{l} \sum_{i=1}^l [S(J_i) - \hat{S}(J_i)]^2 + \lambda_1 \psi(S(J)) + \lambda_2 \Omega(S(J)) \quad (8)$$

其中, l 是已标记人脸图像的数量; $\Omega(S(J))$ 代表在函数空间里 $S(J)$ 的复杂性; $\psi(S(J))$ 反映了人脸流形的内在几何信息。

基于半监督流形回归的Hessian能量方法,可用下式表示几何美丽分数:

$$\min \frac{1}{l} \sum_{i=1}^l [S(J_i) - \hat{S}(J_i)]^2 + \lambda [S(J) B S(J)] \quad (9)$$

其中 $S(J) = [S(J_1) \ S(J_2) \ \dots \ S(J_N)]^T$,最佳 $S(J)$ 的取值为下面线型方程的解:

$$(I + \lambda l \Omega) S(J) = \hat{S}(J) \quad (10)$$

其中 I 是一个对角矩阵,若第 i 个人脸被标记了,则 $I_{ii} = 1$,否则 $I_{ii} = 0$; $\hat{S}(J)$ 是一个向量,若第 i 个人脸被标记为美,则 $\hat{S}(J_i) = 1$;若被标记为丑,则 $\hat{S}(J_i) = -1$;未标记则 $\hat{S}(J_i) = 0$ 。

3 实验结果与验证

3.1 人脸数据集

本文所用的人脸数据库分为三部分:美丽人脸数据集、丑的人脸数据集、未标记人脸数据集。前两个数据集为已标记数据集,从百度上搜索一些美丽的中国男女明星的名字,并收集他们的正面照作为美丽的人脸数据集。通过人脸变形^[6]得到丑的人脸库;在社交网站上收集一些中国人的正面照(年龄在20岁到35岁之间)作为未标记人脸库。图2为本实验的部分人脸数据集。最后实验所用数据库如表1所述。

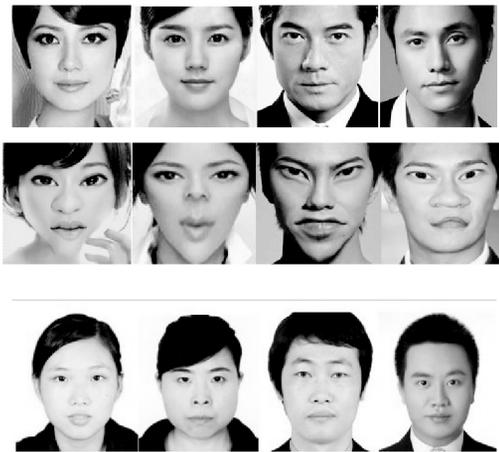


图2 实验部分人脸图像(美人人脸,丑的人脸,未标记人脸)

表1 实验数据库(单位:幅)

	已标记美人人脸	已标记丑的人脸	未标记
男性数据集	100	100	800
女性数据集	100	100	800

3.2 实验结果

通过流形上的半监督回归方法,本文得到实验所用人脸库里所有人脸几何美丽分数的一个大致分布情况。将未标记人脸库中的800幅人脸按照几何美丽分数进行分级(见图3),美丽级别分为4类:I:很美(1, 0.5), II:较美(0.5, 0), III:一般(0, -0.5), IV:不美(-0.5, -1)。表2显示了每个等级下的人脸图像个数,即几何美丽分数的大致分布情况。



图3 一些图像样本及对应的美丽分类示例

表2 几何美丽分数的分布(单位:幅)

	I: 很美	II: 较美	III: 一般	IV: 不美
男性	42	402	325	31
女性	48	410	313	29

从表2可看到,较美和一般的人脸数较多,而很美和不美的人脸数很少,所以现实中大部分人脸只是一般的美丽,特别美或特别丑的人脸相对较少。

3.3 实验验证

目前的分类方法主要有K近邻(KNN)、支持向量机(SVM)、C4.5决策树和神经网络等分类器。普通预测评分等级不是很多,最高为10级,在预测等级不多的情况下,分类性能还比较多,但随着评分等级增加,分类性能将下降。因此本文将美丽等级分为4类。

1) 实验准确率验证

邀请12个志愿者对测试集中的100幅人脸图像进行人工评分,12人评分的平均分取整数后作为该人脸的客观评测类别标准,将本文方法的评分级别结果与人工评测类别标准进行比较,从而得出本文方法的准确率。如表3和表4所示,将本文的方法与KNN、SVM和C4.5分类法进行比较。

表3 四种类别的美丽分类实验结果比较(女性人脸图像库)

类别	(正确识别数目/该类别总数目)			
	本文方法	KNN	C4.5 分类	SVM
3	90% (18/20)	85% (17/20)	85% (17/20)	70% (14/20)
2	53.3% (16/30)	23% (7/30)	16.7% (5/30)	6.7% (2/30)
1	86.7% (26/30)	90% (27/30)	76.7% (23/30)	60% (18/30)
0	55% (11/20)	40% (8/20)	45% (9/20)	25% (5/20)
平均	71% (71/100)	59% (59/100)	54% (54/100)	39% (39/100)

表4 四种类别的美丽分类实验结果比较(男性人脸图像库)

类别	(正确识别数目/该类别总数目)			
	本文方法	KNN	C4.5 分类	SVM
3	90% (18/20)	90% (18/20)	80% (16/20)	65% (13/20)
2	66.7% (20/30)	23% (7/30)	16.7% (5/30)	16.7% (5/30)
1	93.3% (28/30)	86.7% (26/30)	83.3% (25/30)	60% (18/30)
0	55% (11/20)	50% (10/20)	55% (11/20)	35% (7/20)
平均	77% (77/100)	61% (61/100)	57% (57/100)	43% (39/100)

从表3和表4可看出,使用本文的半监督流形回归方法分别计算男女人脸几何美丽分数能达到70%以上的分类准确度,表明此方法是可以大致对人脸的美丽程度进行划分的。并且分类方法对女性美丽认知能力比男性美丽认知能力低,平均准确度差距在5个百分点左右。对类别I(很美)的识别率较高,而对类别II(较美)、类别IV(不美)这2个类别的识别率很低,说明这2个美丽概念认知相对较复杂,不能单纯使用本文所述的方法进行分类。相对而言,C4.5和SVM分类方法的精度较低。

2) 人脸表情与几何美丽分数

当笑或生气的时候,改变的仅仅是脸部的几何特征,而纹理特征及其他的特征是不变的。而本文恰恰研究的就是人脸的几何特征,所以可以借此验证人脸表情与几何美丽分数之间的关系。传统的观念是:人笑起来会更美,而生气的时候丑一点。用本文提出的方法来验证一下这个结论的科学性。

JAFFE人脸表情数据库共8组人脸图像,每组取其中的三种表情图像(如图4所示)。分别计算出8组三种表情的人脸图像几何美丽分数,如图5所示,三种不同表情下的几何美丽分数相差不大,但生气时的分数相对较低,这就说明了人生气时相对丑一点。



图4 JAFFE人脸表情库中的三种表情

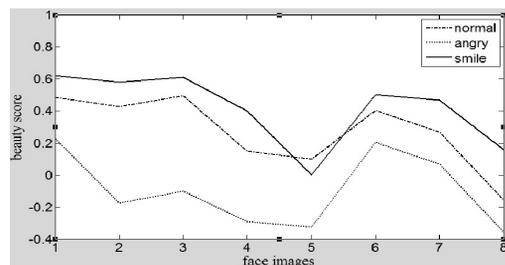


图5 三种不同表情下的人脸几何美丽分数比较

(下转第219页)

性能提高。该算法的创新之处为: 利用滤波响应最大的滤波器号来替代图像的颜色值, 然后在变换域求积分直方图, 得到积分直方图后就可以快速地求出图像任意矩形区域的直方图, 这样就可以快速找出残缺图像在完整图像中的匹配区域, 从而避免用两个大小不同的图像整体全局特征去匹配。利用大图中找到的与小图最相似的区域局部特征去和小图特征比较, 从而达到提高鞋印图像检索精准确度的目的。

参 考 文 献

- [1] 刘家浩. 鞋印图像检索算法的研究及系统实现[D]. 大连: 大连海事大学, 2012.
- [2] Zhang D S, Islam M M, Lu G J. A review on automatic image annotation techniques[J]. Pattern Recognition 2012, 45(1): 346-362.
- [3] Chadha A, Mallik S, Johar R. Comparative study and optimization of feature extraction techniques for content based image retrieval[J]. International Journal of computer application 2012, 52(20): 35-42.
- [4] 肖睿, 陆乃将, 施鹏飞. 鞋印匹配算法[C]//第十三届全国图像图形学学术会议, 南京, 2006: 256-360.
- [5] 贾世杰, 石薇, 曾洁, 等. 基于纹理特征的鞋底花纹识别分类[J]. 大连交通大学学报, 2008, 29(1): 59-62.
- [6] 张志勇, 施智平, 石志伟, 等. 基于轮廓的图像检索[J]. 软件学报, 2008, 19(9): 2461-2470.
- [7] Tang C Q, Dai X J. Automatic shoe sole pattern retrieval system based on image content of shoeprint[C]//Proceedings of International Conference on Computer Design and Application, Qinhuangdao, 2010: 602-605.
- [8] Rathinavel S, Arumugam S. Full shoe print recognition on pass band DCT and partial shoe print identification using overlapped block method for degraded images[J]. International journal of computer application 2011, 26(8): 16-21.
- [9] Bradski G, Kaehler A. 学习 OpenCV[M]. 北京: 清华大学出版社, 2009: 155-161.
- [10] Hu M K. Visual pattern recognition by moment invariant[J]. IRE Transaction On Information Theory, 1962, 8(2): 179-187.
- [11] 高程程, 惠晓威. 基于灰度共生矩阵的纹理特征提取[J]. 计算机系统应用, 2010, 19(6): 195-198.
- [12] Sing S M, Hemachandran K. Content-Based image retrieval using Color Moment and Gabor texture feature[J]. International journal of computer science issues 2012, 9(1): 229-309.
- [13] Roslan R, Jamil N. Texture feature extraction using 2-D Gabor filter[C]//Proceedings of IEEE Symposium on Computer Applications and Industrial Electronics, Kota Kinabalu, 2012: 173-178.
- [14] Manjunath B S, Ma W Y. Texture feature for browsing and retrieval of image data[J]. IEEE Transactions on PAMI, 1996, 18(8): 837-842.
- [15] Park J Y, Park J S, Kim T Y. Block-based fast integral histogram[C]//Spring on Engineering and Technology, Xian, 2012: 1-4.
- [16] Porikli F. Integral histogram: a fast way to extract histograms in Cartesian spaces[C]//Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, San Diego, 2005: 829-836.

(上接第 211 页)

4 结 语

本文基于流形上的半监督回归方法学习人脸的几何美丽分

数^[16]。使用这种方法得出了一些有用的结论, 例如, 中国人的几何美丽分数的分布情况, 人脸表情与几何分数之间的关系。实验结果也揭示了当今美学研究方向的一些弊端。

首先, 用标记点的原始坐标作为特征。没有详细提取其他特征如脸部器官之间的距离等等, 没有涉及到特征选取步骤。因此, 本文忽略了美学分析中一个重要的课题: 是什么让我们的脸看起来很美。这是我们未来工作的一个重要研究方向。

其次, 本文用到的几何特征, 即二维标记点坐标仅仅能展示出人脸局部的几何信息, 因为人脸是三维的, 所以相同的人脸, 用二维标记特征点和用三维标记特征点是有很大的差别的, 因此展现出来的美观效果也不同。如今, 单幅图像的三维重建技术已经有了很大的进步^[13-15], 因此, 用较小的代价建立一个庞大的三维人脸库指日可待。采用三维特征, 本文提出的框架仍然是有效的。我们正在努力用三维信息来预测一个更加准确的几何美丽分数。

参 考 文 献

- [1] 张大鹏, 左旺孟. 生物特征计算进展[J]. 智能计算机与应用, 2011(3): 35-42.
- [2] Jefferson Y. Facial beauty-establishing a universal standard[J]. International Journal of Orthodontics 2004, 15(1): 9-22.
- [3] Langlois J H, Roggman L A. Attractive faces are only average[J]. Psychological Science, 1990, 1(2): 115-121.
- [4] Perrett D I, May K A, Yoshikawa S. Facial shape and judgements of female attractiveness[J]. Nature, 1994, 368(6468): 239-242.
- [5] Zhang D, Zhao Q, Chen F. Quantitative analysis of human facial beauty using geometric features[J]. Pattern Recognition, Oct. 2011, 44(4): 940-950.
- [6] Davis B C, Lazechnik S. Analysis of human attractiveness using manifold kernel regression[J]. Image Processing 2010, 10: 1-3.
- [7] Gray D, Yu K, Xu W. Predicting facial beauty without landmarks[C]//European Conference on Computer Vision, 2010.
- [8] Cootes T F, Edwards G J, Taylor C J. Active appearance models[J]. IEEE transactions on Pattern Analysis and Machine intelligence, 2001, 23(6): 681-685.
- [9] Zhu X. Semi-supervised learning literature survey[R]. Department of Computer Sciences, University of Wisconsin at Madison, Madison, WI, 2009.
- [10] Kim K, Steinke F, Matthias. Semi-supervised regression using hessian energy with an application to semi-supervised dimensionality reduction[J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2009: 1-9.
- [11] Belkin M, Niyogi P. Semi-supervised learning on Riemannian manifolds[J]. Machine Learning, 2004, 56(1-3): 209-239.
- [12] Steinke F. Non-parametric Regression Between Manifolds[J]. Proceedings of Advances in Neural, 2008: 1-8.
- [13] Biswas S, Aggarwal G, Chellappa R. Robust estimation of albedo for illumination-invariant matching and shape recovery[J]. IEEE transactions on Pattern Analysis and Machine intelligence, 2010, 31(5): 95-99.
- [14] Wang Y, Zhang L, Liu Z, et al. Face relighting from a single image under arbitrary unknown lighting conditions[J]. IEEE transactions on Pattern Analysis and Machine intelligence, 2009, 31(11): 68-84.
- [15] Guo D, Zhang D, Li N, et al. A novel breath analysis system based on electronic olfaction[J]. IEEE Trans. Biomedical Engineering, 2010, 57(11): 2753-2763.
- [16] Sun Mingming, Zhang David. Facial Beauty Analysis based on Geometric Features[R]. Department of Computing, Hong Kong Polytechnic University, Hong Kong, 2011.