

人像照片的美感质量评价*

王朝晖, 普园媛, 徐丹, 祝娟, 陶则恩

(云南大学 信息学院, 云南 昆明 650091)

通讯作者: 普园媛, E-mail: km_pyy@126.com

摘要: 随着机器学习理论和图形图像处理技术的不断发展,在计算机视觉和计算美学领域中人们越来越关注如何建立自动评价和判断图片美感质量的系统.该系统将可用来补充和完善原有对照片只有主观美感质量评价的这一问题.对人像照片美感质量的客观评价进行研究,提出了 25 种能够较好反映人像类照片美感质量的特征,并使用支持向量机、Adaboost、随机森林等多种分类器来进行机器学习和评价,对提出的特征值集合进行十交叉检验并探讨了哪些特征对美感评价有较强影响等问题.最后,通过与现有研究结果进行对比分析后得出,当采用所提出的 25 种特征进行人像照片美感质量评价和分类时有更高的准确率,即使用于机器学习的训练数据集数目较少时仍能保持较高的准确率.

关键词: 人像照片;美感质量评价系统;机器学习;特征分析

中文引用格式: 王朝晖,普园媛,徐丹,祝娟,陶则恩.人像照片的美感质量评价.软件学报,2015,26(Suppl.(2)):20-28. <http://www.jos.org.cn/1000-9825/15012.htm>

英文引用格式: Wang CH, Pu YY, Xu D, Zhu J, Tao ZE. Evaluating aesthetics quality in portrait photos. Ruan Jian Xue Bao/Journal of Software, 2015,26(Suppl.(2)):20-28 (in Chinese). <http://www.jos.org.cn/1000-9825/15012.htm>

Evaluating Aesthetics Quality in Portrait Photos

WANG Chao-Hui, PU Yuan-Yuan, XU Dan, ZHU Juan, TAO Ze-En

(School of Information Science and Engineering, Yunnan University, Kunming 650091, China)

Abstract: With the development of machine learning theory and image processing technology, peoples are more and more interested in how to build a system to automatically evaluate and assess aesthetics quality of photos in the field of computer vision and computational aesthetics. This type of system can be a supplement for the subjective assessment of photo aesthetic quality. In this paper, 25 visual features extracted from each image are used to objectively evaluate photo aesthetic quality, which can better reflect the aesthetic quality of portrait photo. Four aesthetics classifiers are built based on support vector machine, AdaBoost, random forest and linear regression. 10-Fold cross validation experiment is performed to reveal which features have a salient impact on the aesthetic assessment. Compared to the current research results, classifiers using 25 features proposed by this study have higher classification accuracy rate for portrait photo aesthetic evaluation, even using the smaller training sets.

Key words: portrait photo; aesthetic quality assessment system; machine learning; feature analysis

1 引言

在传统的对一张照片的质量进行评判时,我们常常基于对其主观感觉来做出判断,特别是当我们缺乏对摄影技术的理解或者美学认知能力时更多地是凭借直觉来粗略地评价一张照片的质量好坏.随着当今计算机运算能力的提升和计算机视觉里图形图像处理技术的发展,我们可以借助机器学习理论构建一个自动地对照片

* 基金项目: 国家自然科学基金(61271361, 61163019, 61263048); 云南省科技厅应用基础研究计划重点项目(2014FA021); 云南大学中青年骨干教师培养计划(2004XT)

收稿时间: 2014-01-03; 定稿时间: 2014-04-18

的美感质量进行评价的系统.因为该系统的建立和不断完善,我们能够很好地将一些以往只能用于主观评判的依据和摄影技术与美学中的理论知识映射为可计算的特征量来对一张照片进行客观和量化的评价.当我们能够提出或者选取对于某个类别的照片有显著影响的特征之后,就能很好地对它们进行美感质量评价和分类.当该评判系统逐渐趋于完备之后,可以用于帮助普通摄影者或者辅助专业摄影师提高照片拍摄水平及高效地选取出他们所拍摄的照片中具有较高质量的照片.

1.1 相关工作

当我们对照片的美感质量进行评价时,首先需要建立一个评价模型.该模型中应该包括已经达成共识的对照片质量评价起影响作用的客观因素,如照片的亮度、对比度、是否有清晰的主体区域等.而且,该模型中还应包括我们现如今还难以去准确量化的主观因素,如照片的意境、文化背景、拍摄手法、表达的思想含义等.因为主观因素的不确定性以及难以准确量化等问题的存在,所以现今主流的照片质量评价模型更多的是基于客观因素来建立.

在照片美感质量评价模型中,需要从照片中提取大量的特征值,然后对这些特征值进行训练,从而得到评价模型.Datta 等人^[1]提出了 56 个特征用于对照片的美感质量进行评价,并使用支持向量机和分类树来对照片进行自动的分类,最后使用线性回归的方法来量化美感度的评分.Luo 等人^[2]共提出了 3 类局部特征和 2 类全局特征用于对照片的质量评价,并且使用线性支持向量机来进行训练和分类,最后使用受试者工作特征(ROC)曲线对这些特征的性能进行评价,证明他们所提出的 5 类特征对大多数照片进行质量评测时均有较为优异的效果.Shao 等人^[3]也是将照片的特征分为了局部和全局两类,相比于以往的研究,他们在局部特征中采用了 Gabor 小波变换及两种不同的方法来对不同类别的照片提取其主体部分,以及在全局特征中采用了色调直方图和颜色派.Xiao 等人^[4]构建了一个用于对照片美感度进行在线评级的系统 OPARS.在该系统中,用户对照片评价后得到的结果用于动态优化图片库中该张照片的原有评判.Obrador 等人^[5]将研究的重点置于照片的结构特征对其美感质量的影响上,他们使用了 55 个与结构信息相关的特征,并使用了内核为 RBF 的支持向量机来进行训练和分类.Bhattacharya 等人^[6]提出了一种能够对图片的美感度质量评价和增强的方法.该项研究的特点在于,通过对图片使用空间重构的方法来提高用户所拍摄照片的视觉美感度.Battiato 等人^[7]探索了对肖像图片进行美感质量评价的方法.他们构建了一个基于 3 类特征的评分函数用于对 100 张肖像或人物照片进行评分.Khan 等人^[8]提出了一种使用少量特征对肖像照片进行评价的方法.他们分别对 500 幅肖像照片提取 7 种特征值,然后使用了 5 种分类器进行训练和测试.实验结果表明,他们提出的 7 种特征训练出的分类器比使用传统的多种特征训练出的分类器有更好的分类效果.

在用主观因素构建照片美感质量评价模型的研究领域中,也有一些学者进行了深入的探索.Li 等人^[9]对有人脸出现的这一类照片进行了美感质量分析与研究.在他们所提出的主观因素中的社会关系特征主要有:面部表情、面部在图片中的位置和多个面部之间的相对位置,在认知特征中主要有:对称性、位置关系、颜色特征和固定性.最后,他们将分类出来的结果与照片质量在线评分系统 Acquine 的评分进行了比较.

通过对上述文献的分析和总结我们发现,现有的研究主要集中在如何提取能够反映不同类别照片美感质量的特征.本文充分分析了现有对肖像类照片美感质量评价有较高影响的特征,提出了包括暗通道、小波变换及基于局部区域的共 25 种特征,其相比于文献[8]仅使用 7 种特征时得到的分类准确率更高.此外,我们还发现,现有的多数研究只使用支持向量机来做分类实验,所以本文使用了多种分类器来对其分类准确率进行了讨论.最后,我们还通过实验得出,当采用本文所提出的 25 种特征进行人像照片美感分析时,仅使用较少的训练数据即可得到较好的分类效果.

1.2 照片美感质量评价系统的框架

照片美感质量评价系统的主体框架主要包括 4 个部分:(1) 实验照片的选取与其主观评价的获取;(2) 对照片进行特征提取;(3) 使用分类器对得到的特征值进行训练并分类与预测;(4) 对分类与预测后得出的结果进行分析.如图 1 所示.

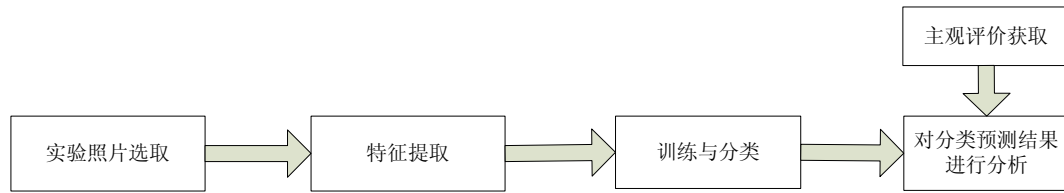


Fig.1 The framework of photo aesthetics quality assessment system

图1 照片美感质量评价系统框架

需要特别指出的是,在实验照片选取这一环节中,照片多为从 flickr、photo.net、instagram 等主流照片分享网站中选取,其中也有一些是研究人员自己拍摄的照片.在构建完实验中所要用到的照片集之后,需要对这些照片进行主观评价.在进行评价时,常用评分和分类两种方法.其中,主观评分为请几十甚至上百位参与者来对这些照片进行评分,最后再对这些评分结果求出每张照片的平均分值和标准差.此外,也可以将这些照片集上传到具有人工评分功能网站(如亚马逊土耳其机器人网站 AMT),让评分者在线对这些照片进行评分,从而收集到每张照片的评分结果.主观分类与主观评分的方法类似,只是参与者不需要依照评分标准给出确切的分数而只是对照片做出其为高质量或是低质量的判断.本文对照片集采用的评价方法为主观分类,具体细节会在第 3.1 节中进行阐述.

2 特征提取

在照片的美感质量评价系统中,最为关键的部分即为对照片进行相应的特征值提取.在不同的文献中,对照片质量评价的局部或全局特征都进行了较为详细的介绍.如何将我们对照片的质量进行评判的理论依据进行量化,如何挑选出最能体现照片质量的特征,如何找出不同特征对不同类别照片美感质量的影响程度等问题都是我们在对特征进行构建与提取时需要认真思考的.因此,本文提取了 25 种特征来对人像照片的美感质量进行评价.在这些特征中,包括 7 种对肖像照片的美感质量具有显著影响的特征^[8],1 种使用暗通道先验假设对图片进行模糊移除的方法所提出的暗通道特征^[10],12 种多贝西小波变换提取的纹理特征^[11].此外,我们还提出了两类基于人脸区域的局部特征,其分别为照片中的脸部区域与非脸部区域的亮度值比值的亮度特征和脸部区域的中心点与照片中的 4 个黄金点的距离的 4 种结构特征.这 25 种特征均有较强的照片美感度理论依据支持,这些特征能够客观且准确地对照片美感质量进行度量.

2.1 文献[8]采用的7种显著特征

Khan 等人^[8]通过实验的论证后,提出了 7 种对肖像类照片进行美感质量评价和分类有较好效果的特征:特征 1(F1)~特征 3(F3)为基于模板的结构特征、特征 4(F4)为全局亮度特征、特征 5(F5)为脸部左右两个区域的平均亮度值之间的差值、特征 6(F6)为原始照片和无脸部照片的亮度值的绝对差值、特征 7(F7)为脸部区域在整幅图中所占的比率^[11].

其中,F1、F2 和 F3 由文献[5]提出,采用了基于模板的方法来计算视觉结构特征,其依据是使用重要位置信息来估计图片的美感质量.如图 2 所示,从左到右依次为三分法则、黄金率以及两个黄金三角模板.

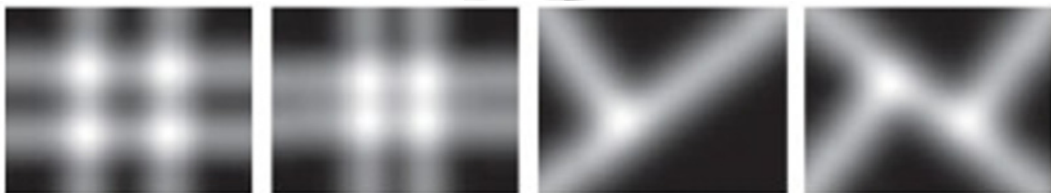
Fig.2 The spatial structure template proposed in conference^[5]

图2 文献[5]中提出的空间结构模板示意图

2.2 暗通道特征

特征 8(F8)为暗通道特征.暗通道的概念首先被 He 等人^[10]提出来,用于对单张图片进行模糊移除处理,随后 Luo^[2]和 Shao^[3]依据暗通道的概念将其设计为一个用于评价照片质量的特征参量.该特征的设计理念如下,一张照片 I 的暗通道计算表达式为

$$I_{dark}(i) = \min_{c \in R, G, B} \left(\min_{i' \in \Omega(i)} I_c(i') \right) \quad (1)$$

其中, I_c 为照片 I 的颜色通道, $\Omega(i)$ 为像素点 i 周围的像素块的面积.在此次实验中我们选取的 $\Omega(i)$ 为一个 15×15 的块.此外,我们将计算出的暗通道特征值进行标准化处理,从而减少照片亮度对其产生的影响.因此,最终计算出照片 I 暗通道的特征值为在主体区域 S 上经过标准化处理后的平均暗通道值.公式表达为

$$F8 = \frac{1}{\|S\|} \sum_{i \in S} \frac{I_{dark}(i)}{I_c(i)} \quad (2)$$

经过我们的实验可以发现,具有较高美感质量的人像照片通常都有清晰的主体区域,照片整体的颜色都较为明亮,因此其暗通道特征值均偏低.但是,较低美感质量的人像照片因其画面模糊或整体颜色偏暗等原因导致其平均的暗通道特征值较高.如图 3 所示.



Fig.3 The relationship between dark channel and photo quality
图3 暗通道与照片质量之间的关系

2.3 小波变换特征

小波变换特征共有 12 种特征值.一张照片所呈现给我们的粗糙感或光滑度都能从不同的方面来解释它们.如果整张照片都具有较强的粗糙感,导致这种现象发生的原因可能为在拍摄这张照片时使用了粗糙的胶片或者是把相机调节在了高感光度下拍出的照片.如果整张照片都有很强的光滑程度,这说明,该张照片在拍摄时很有可能没有经过仔细的对焦或者是在拍摄时移动了相机.因此,照片的光滑度和粗糙感能被用来表征其纹理特征.其中,多贝西小波变换^[12]是一种能用于测量照片空间光滑度的好方法.本文使用了一个三阶的小波变换来对照片中的 3 个颜色通道 I_H 、 I_S 、 I_V 进行处理.如图 4 所示,图 4(a)为原始照片,图 4(b)为三阶的变换,图 4(c)为 3 个系数子带 LH、HL 和 HH 在照片中所处的位置.

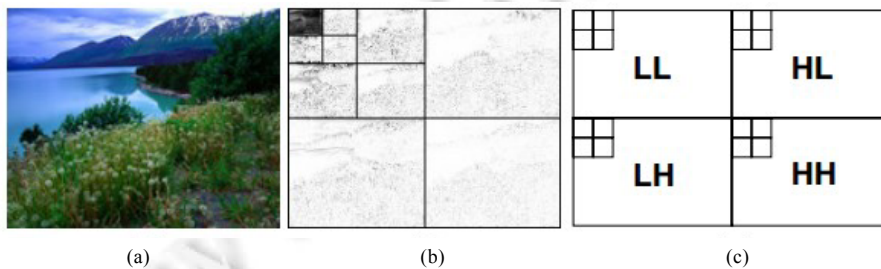


Fig.4 Daubechies wavelet transform
图4 多贝西小波变换

$$F(i+9) = \frac{1}{S_i} \left\{ \sum_x \sum_y \omega_i^{HH}(x, y) + \sum_x \sum_y \omega_i^{HL}(x, y) + \sum_x \sum_y \omega_i^{LH}(x, y) \right\} \quad (3)$$

在这 12 个特征中,特征 9(F9)~特征 11(F11)为在 H 通道上一、二和三阶的 HL、LH 和 HH 的 3 块的系数之和然后作标准化处理后得出的小波特征、特征 12(F12)~特征 14(F14)为在 S 通道上每阶的小波系数特征,特征 15(F15)~特征 17(F17)为在 V 通道上每阶的小波系数特征,如公式(3)所示,其中, $i=0,1,2,\dots,8$ 且 $S_i = |\omega_i^{HH}| + |\omega_i^{HL}| + |\omega_i^{LH}|$.此外,特征 18(F18)~特征 20(F20)为 H、S 和 V 这 3 个通道各自的三阶小波系数之和,其公式表达分别为 $F18 = \sum_{i=9}^{11} Fi$, $F19 = \sum_{i=12}^{14} Fi$ 和 $F20 = \sum_{i=15}^{17} Fi$.

2.4 亮度特征

特征 21(F21)为照片中人物脸部区域与非脸部区域的亮度值之间的比值.在人像照片中,脸部区域的显著程度对其美感质量有着直接的影响.高质量的人像照片往往都有清晰和明亮的脸部区域.因此,本文比较了照片中人物脸部区域的亮度值和除了脸部区域之外包括背景与人物躯干部分的亮度值.当脸部区域与其他区域亮度值的比值越大时,说明该张照片脸部区域的显著程度更高,如图 5 中的 4 张照片所示.

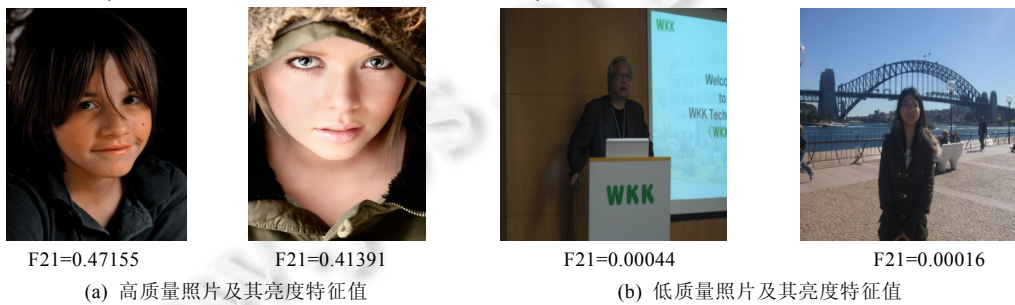


Fig.5 The relationship between brightness and photo quality

图5 亮度与照片质量之间的关系

2.5 结构特征

特征 22(F22)~特征 25(F25)为照片中面部区域的几何中心点分别与照片中 4 个“黄金点”的距离.照片“黄金点”的确定方法为:依据黄金分割法则使用 4 条直线将一张照片分成大小不等的 9 个区域,其中 4 条线段在照片中的 4 个交点即为黄金点,如图 2 中左边第 2 张“黄金率”图所示.摄影师在对人像进行拍照时,常将拍摄对象的主体区域(脸部区域)置于或靠近于 4 个“黄金点”中的某一个或几个,而不是简单地把它放到照片的中心点之上.高质量照片的主体区域与其 4 个黄金点的距离常常很小,因而我们依照这个判断依据设计了这 4 种基于人像脸部区域的结构特征以量化照片的美感质量,如图 6 所示(图中的蓝线所示为主体区域中心点与 4 个黄金点的距离).

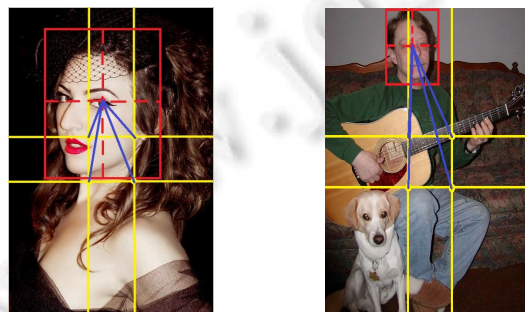


Fig.6 The left photo is high quality and the right photo is low quality

图6 左图为高质量照片,右图为低质量照片

因此,本文所使用的 25 种特征不仅涵盖了在对肖像类照片进行美学质量评价有较强影响作用的 7 种传统特征之外,还加入了暗通道、小波变换和局部区域结构特征和亮度特征等对照片质量也有显著影响的特征。

3 实验与分析

3.1 实验照片集

本次实验中所使用的照片来自于 Luo 等人^[2]从照片分享网站或从自己拍摄的照片中选取出来做成的一个有照片质量分类的图片库中。在这个库中共有 17 613 张均经过 10 位观察者进行了高/低质量分类的照片,而且对每幅照片的分类结果至少有 8 位观察者做出了相同的判断才最终记录为该张照片的主观质量评价。这个库中的照片又被分为了 8 个大类,分别为:动物、植物、静物、建筑、风景、人像、夜景和其他。我们此次使用的照片为其中的人像类,其低质量的照片有 2 536 张而高质量的照片有 678 张。如图 7 所示。



Fig.7 The example photos used in experiments,
two photos on the left are high quality and two photos on the right are low quality

图7 实验照片集示例图,其中左边两张为高质量而右边两张为低质量

此外,无论是对人像类照片美感质量有显著影响的 7 种特征或是我们设计的局部区域结构和亮度特征的这 5 种特征,在进行特征提取之前均需要先准确地识别出面部区域。因此,我们从这 3 214 张照片中先手动地找出面部较为区域明显的 900 张照片,其中高质量照片为 500 张,低质量照片为 400 张。然后对这 900 张照片进行脸部识别^[13],找出其中未检测出脸部或错误识别脸部区域的这些照片,如图 3 所示。最终从这 900 张照片中选出了 808 张实验照片。

3.2 实验设计与结果分析

3.2.1 十交叉检验

本次实验分别对这 808 张人像照片提取 7 种显著特征、12 种小波特征和 25 种综合特征来进行 10 层的交叉检验。我们选取 Weka^[14]中的 C-SVC 和 nu-SVC 两种类型的支持向量机(SVM)^[15]根据其系数设定的不同把它分为了 4 种情况来使用。此外,我们还使用了 Adaboost、线性回归分类(CVR)以及随机森林(RF)等分类器来进行实验。在实验中,每种分类器均重复了 20 次,然后求出其均值和标准偏差。从实验结果来看,使用本文选取的 25 种综合特征相比仅使用文献[8]中提出的 7 种特征和文献[1]中提出的 12 种特征,在不同的分类器中均有更好的分类准确率且标准偏差也较低。如表 1 所示,括号里为标准偏差。

Table 1 The classification results of 10-fold cross validation experiments

	文献[8]提出特征的分类准确率	文献[1]中12种小波特征的分类准确率	25种综合特征分类准确率
SVM(C=1)(C-SVC)	71.59% (0.354)	59.75% (0.51)	72.24% (0.297)
SVM(C=3)(C-SVC)	72.73% (0.394)	66.42%(0.35)	77.02% (0.378)
SVM(C=1)(nu-SVC)	59.83% (3.406)	60.82%(3.22)	78.42% (0.578)
SVM(C=3)(nu-SVC)	59.83% (3.406)	60.82%(3.22)	78.42% (0.578)
Adaboost	71.94% (0.757)	71.91%(0.83)	77.44% (0.886)
CVR	72.82% (0.489)	71.03%(0.96)	78.86% (0.942)
RF	71.83% (0.993)	75.47%(1.03)	80.67% (0.938)

3.2.2 不同训练数据集对评价效果的影响

在这个实验中,我们将分别依据本文提出的 25 种特征、文献[8]中的 7 种特征和文献[1]中的 12 种特征得到的 808 组特征值根据所选取的训练和测试数据集的不同,将其共分为 8 组分别进行实验,每组实验均选取支持向量机(C-SVC 类型且系数为 1)、AdaBoost、线性回归分类(CVR)以及随机森林(RF)这 4 种分类器.实验时,将 808 组特征值进行 10 次随机排序后分别保存,再将每次随机排序后的特征值按一定的百分比将其分为训练集和测试集两部分,最终得到的准确率即为 10 次实验的平均值且括号内数据为标准偏差,见表 2.表中字体加粗的部分为在该种分类器中得到的最高准确率,带下划线的部分为在该种分类器中得到的最低标准偏差.从表 2 中的实验结果来看,当我们设定不同数量的训练集时,在这些分类器上最终得到的分类准确率没有太大变化,说明在使用本文提出的 25 种特征时训练集数目的多少对最终分类准确率并无显著影响.在将训练集数目设定为总数的 70%~40%之间时能获得较为稳定的准确率,如需获得较高的准确率,可将训练集数目设定在 80%以上.而且,当仅使用较少数量的训练集时,在某些分类器中仍有 70%以上的分类准确率.此外,从表 2 的对比中可以看出,在使用本文提出的 25 种特征时,无论训练集数目多或少,均有高于只使用 7 种和 12 种特征时的分类准确率,因此进一步说明了这 25 种特征的有效性和鲁棒性.

Table 2 The classification results of classifiers with different features and train data

分类器	特征选取	80%训练	70%训练	60%训练	50%训练	40%训练	30%训练	20%训练	10%训练
SVM	25 种特征	75.99% (2.79)	75.10% (1.79)	74.52% (1.93)	74.45% (1.18)	74.19% (1.69)	73.34% (2.29)	66.52% (8.85)	61.97% (8.52)
	7 种特征	72.78% (2.99)	71.41% (2.46)	70.28% (2.71)	66.91% (7.47)	65.57% (6.75)	61.48% (6.52)	57.04% (5.10)	53.79% (2.15)
	12 种特征	58.89% (5.69)	55.99% (2.53)	55.29% (3.27)	54.63% (1.86)	54.25% (1.38)	54.74% (0.98)	53.56% (3.57)	53.67% (3.31)
Adaboost	25 种特征	77.84% (3.07)	76.82% (2.78)	77.24% (2.30)	76.49% (2.22)	75.53% (2.00)	75.46% (2.25)	75.10% (2.12)	72.93% (2.93)
	7 种特征	72.04% (1.89)	72.39% (2.24)	72.45% (1.99)	71.96% (2.24)	70.72% (3.29)	70.16% (2.94)	69.71% (2.77)	68.68% (2.44)
	12 种特征	72.35% (3.26)	72.60% (1.69)	71.67% (1.42)	71.71% (1.52)	71.57% (1.46)	70.18% (2.54)	70.26% (1.77)	66.45% (1.95)
CVR	25 种特征	78.95% (2.83)	78.76% (2.79)	78.02% (1.79)	77.45% (1.82)	76.59% (1.15)	76.59% (1.69)	75.39% (2.65)	73.19% (1.29)
	7 种特征	72.47% (1.93)	72.85% (2.14)	72.84% (1.45)	71.48% (2.86)	72.21% (1.36)	71.06% (1.60)	69.89% (1.86)	67.47% (1.97)
	12 种特征	71.96% (3.53)	70.21% (2.04)	71.64% (2.49)	72.10% (1.48)	71.53% (1.72)	70.34% (2.06)	69.38% (2.99)	65.29% (3.01)
RF	25 种特征	80.99% (3.28)	80.16% (2.13)	79.10% (2.19)	79.66% (2.23)	78.93% (1.29)	78.29% (2.00)	78.19% (2.09)	72.89% (1.98)
	7 种特征	72.04% (2.19)	71.94% (2.09)	71.58% (1.66)	71.86% (1.46)	70.56% (1.73)	71.01% (2.30)	70.03% (1.47)	66.41% (2.46)
	12 种特征	75.99% (2.58)	75.41% (1.68)	75.60% (2.38)	74.46% (1.82)	73.65% (1.13)	74.01% (1.93)	72.04% (1.65)	69.68% (2.01)

3.2.3 特征分析

最后,我们还进一步探索了特征与特征之间的关系以及特征对分类效果的影响程度.通过使用 Weka^[14]中对特征值数据进行可视化显示的功能,对两种不同特征之间的分布情况进行了研究.通过对每一对特征在同一

坐标系中的显示情况,来观察从不同质量的照片中提取的这两个特征的不同特征值在其中分布的情况,以此来初步判断该特征在对照片的美感质量进行评价和分类时的影响程度.如图 8(a)所示,其中,红色区域为低质量照片特征 F7 和 F8 的特征值坐标,而蓝色区域为高质量照片特征 F7 和 F8 特征值坐标,该图为特征 F7(照片中的脸部区域在整幅图中所占的比率)和特征 F8(暗通道特征)在同一个坐标系内表示时特征值的分布情况.从该图中可以看出,红色标记的低质量图片的特征 F7 与 F8 多位于坐标中的左下角区域,而蓝色标记的高质量图的特征值多分布在除了左下角以外的其他区域.因此可以初步判断特征 F7 和特征 F8 在对照片的美感质量进行最终分类时具有较为显著的影响.通过我们的仔细观察后可以推断,特征 F6(原始照片和无脸部照片的亮度值的绝对差值)、特征 F7 和特征 F8 对最终分类结果有显著的影响.

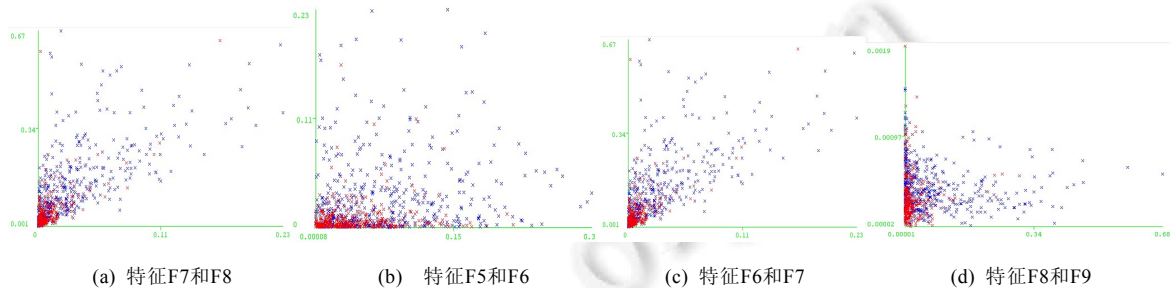


Fig.8 The distribution of two feature values of a photo drawn in same coordinate system

图8 一张照片的两个特征值置于同一个坐标系中的分布情况

4 总 结

本文基于人像照片的美感质量评价与分类的问题,提出了 25 种综合特征来对此类照片的美感进行高/低质量的分类.这 25 种特征中,有 7 种为对肖像类照片的美感质量评价有显著影响的特征、1 种对照片的明亮和对比度有较大影响的暗通道特征、12 种对照片的纹理特性能够较好表征的小波变换特征、1 种局部区域亮度特征,以及 4 种局部区域结构特征.文中所提出的这些特征均能较好地与照片的美感质量进行主观评判时的判断依据相匹配.首先对我们选取的人像照片集提取特征值,然后通过十交叉检验得出的分类准确率来看,本文提出的 25 种综合特征的平均准确率或最高准确率均高于只使用文献[8]提出的 7 种特征和文献[1]提出的 12 种小波特征时得到的结果,从而很好地说明了我们在除了使用 7 种显著特征外新添加的 18 种特征对分类准确率的提升起到了促进作用.此外,当使用本文提出的 25 种综合特征时,不需要构建太多的训练集即可得到可观的分类准确率,进而可以根据对分类准确率的不同要求来选取适当的训练集的数目.最后,我们还简要分析了不同特征对最终分类结果的影响.在将来的工作中,还可以进一步地计算出每一种特征在对不同类别照片的美感质量进行评价时的贡献率.另外,我们还将继续探寻和设计一些对照片质量的美感评价有显著影响的其他特征.

References:

- [1] Datta R, Joshi D, Li J, Wang JZ. Studying aesthetics in photographic images using a computational approach. In: Proc. of the Computer Vision CECCV. 2006. 288–301.
- [2] Luo W, Wang XG, Tang XO. Content-Based photo quality assessment. In: Proc. of the 2011 IEEE Conf. on Computer Vision (ICCV). 2011. 2206–2213.
- [3] Shao J, Zhou Y. Photo quality assessment in different categories. Journal of Computational Information Systems, 2013,9(8): 3209–3217.
- [4] Huang X, Han X, Claudia E. OPARS: Objective photo aesthetics ranking system. In: Advances in Information Retrieval. Berlin, Heidelberg: Springer-Verlag, 2013. 861–864.
- [5] Obrador P, Schmidt-Hackenberg L, Oliver N. The role of image composition in image aesthetics. In: Proc. of the 17th IEEE Int'l Conf. on Image Processing (ICIP). IEEE, 2010. 3185–3188.

- [6] Bhattacharya S, Sukthankar R, Shah M. A framework for photo-quality assessment and enhancement based on visual aesthetics. In: Proc. of the Int'l Conf. on Multimedia. ACM, 2010. 271–280.
- [7] Battiato S, Moltisanti M, Ravi F, Bruna AR, Naccari F. Aesthetic scoring of digital portraits for consumer applications. In: Proc. of the IS&T/SPIE Electronic Imaging. Int'l Society for Optics and Photonics, 2013. 866008–866008-10.
- [8] Khan SS, Vogel D. Evaluating visual aesthetics in photographic portraiture. In: Proc. of the 8th Annual Symp. on Computational Aesthetics in Graphics, Visualization, and Imaging. Eurographics Association, 2012. 55–62.
- [9] Li C, Gallagher A, Loui AC, Chen T. Aesthetic quality assessment of consumer photos with faces. In: Proc. of the 17th IEEE Int'l Conf. on Image Processing (ICIP). IEEE, 2010. 3221–3224.
- [10] He KM, Sun J, Tang XO. Single image haze removal using dark channel prior. IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2011,33(12):2341–2353.
- [11] Li C, Chen T. Aesthetic visual quality assessment of paintings. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2009,3(2): 236–252.
- [12] Daubechies I. Ten lectures on wavelets. Philadelphia: Society for Industrial and Applied Mathematics, 1992.
- [13] Nilsson M, Nordberg J, Claesson I. Face detection using local SMQT features and split up snow classifier. In: Proc. of the IEEE Int'l Conf. on Acoustics, Speech and Signal. 2007.2:II-589–II-592.
- [14] Hall M, Frank E, Holmes G, Bernhard P. The WEKA data mining software: An update. ACM SIGKDD Explorations Newsletter, 2009,11(1):10–18.
- [15] Chang CC, Lin CJ. LIBSVM: A library for support vector machines. ACM Trans. on Intelligent Systems and Technology (TIST), 2011,2(3):27.



王朝晖(1989—),男,云南普洱人,硕士生,主要研究领域为图形图像处理,计算机美学,视觉艺术理解.



祝娟(1987—),女,硕士,主要研究领域为计算机图像处理,视觉艺术分析及理解.



普园媛(1972—),女,博士,副教授,CCF 会员,主要研究领域为数字图像处理,非真实绘制,计算机美学,视觉艺术理解.



陶泽恩(1989—),男,硕士,主要研究领域为数字图像处理,视觉艺术美感研究.



徐丹(1968—),女,博士,教授,博士生导师,CCF 高级会员,主要研究领域为图形图像处理,非真实绘制,生物特征识别.