





第19卷第6期（总第218期）

2014年6月16日

中国精品科技期刊
中国国际影响力优秀学术期刊
中国科技核心期刊

版权声明

凡向《中国图象图形学报》投稿，均视为同意在本刊网站及CNKI等全文数据库出版，所刊载论文已获得著作权人的授权。本刊所有图片均为非商业目的使用，所有内容，未经许可，不得转载或以其他方式使用。

Copyright

All rights reserved by Journal of Image and Graphics, Institute of Remote Sensing and Digital Earth, CAS. The content (including but not limited text, photo, etc) published in this journal is for non-commercial use.

主管单位 中国科学院

主办单位 中国科学院遥感与数字地球研究所
中国图象图形学学会
北京应用物理与计算数学研究所

主 编 李小文

编辑出版《中国图象图形学报》编辑出版委员会

邮政信箱 北京9718信箱

邮 编 100101

电子信箱 jig@irsa.ac.cn

电 话 010-64807995

网 址 www.cjig.cn

广告经营许可证 京朝工商广字第0361号

总 发 行 北京报刊发行局

订 购 全国各地邮局

海外发行 中国国际图书贸易集团有限公司
(邮政信箱：北京399信箱 邮编：100048)

印刷装订 北京科信印刷有限公司

Journal of Image and Graphics

Title inscription: Song Jian

Monthly, Started in 1996

Superintended by Chinese Academy of Sciences

Sponsored by Institute of Remote Sensing and Digital Earth, CAS
China Society of Image and Graphics

Institute of Applied Physics and Computational Mathematics

Editor-in-Chief LI Xiaowen

Editor, Publisher Editorial and Publishing Board of Journal of
Image and Graphics

P.O.Box 9718, Beijing, P.R.China

Zip code 100101

E-mail jig@irsa.ac.cn

Telephone 010-64807995

Website www.cjig.cn

Distributed by Beijing Bureau for Distribution of Newspapers and Journals

Domestic All Local Post Offices in China

Overseas China International Book Trading Corporation
(P.O.Box 399, Beijing 100048, P.R.China))

Printed by Beijing Kexin Printing Co., Ltd.

CN 11-3758/TB

ISSN 1006-8961

CODEN ZTTXFZ

国外发行代号 M1406

国内邮发代号 82-831

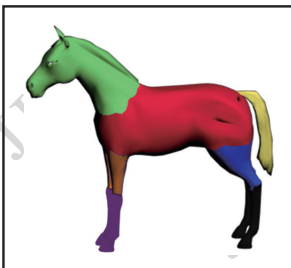
国内定价 50.00元



帧内复制粘贴视频伪造的盲检测(第825页)



基于流形学习的人体动作识别(第914页)



层次结构导向下的动画角色模型分割与标记(第955页)

综述

虹膜图像质量评价综述

李星光, 孙哲南, 谭铁牛

0813

图像处理和编码

帧内复制粘贴视频伪造的盲检测

杜振龙, 焦丽鑫, 李晓丽, 郭延文, 杨小健

0825

破损区域分块划分的图像修复

翟东海, 鱼江, 段维夏, 肖杰

0835

分布式视频编码中相关噪声分布的非参数估计

胡晓飞, 朱秀昌

0843

分数阶原始对偶去噪模型及其数值算法

田丹, 薛定宇, 杨雅婕

0852

结合感知特征和自然场景统计的无参考图像质量评价

贾惠珍, 孙权森, 王同罕

0859

图像置乱度评估的层次分析法

曹光辉, 胡凯, 张兴

0868

图像分析和识别

结合目标预测位置的压缩跟踪

罗会兰, 钟宝康, 孔繁胜

0875

标牌粘连字符自适应定位分割重建识别

洪涛, 梁伟建, 卢玉凤

0886

结合色度和纹理不变性的运动阴影检测

殷保才, 刘羽, 汪增福

0896

仿射不变的自适应局部线性嵌入

顾播宇, 孙俊喜, 李洪祚, 刘广文, 曹永刚

0906

基于流形学习的人体动作识别

王鑫, 沃波海, 管秋, 陈胜勇

0914

图像理解和计算机视觉

基于压缩感知理论的3维人脸快速重建

周大可, 吴子扬, 杨欣

0924

压缩感知跟踪中的特征选择与目标模型更新

石武祯, 宁纪锋, 颜永丰

0932

高动态场景的图像融合优化和实时应用

范逵, 周晓波

0940

计算机图形学

真实图像转换的水墨图像绘制模拟

陈添丁, 金炜炜, 陈英旦, 吴涤

0946

层次结构导向下的动画角色模型分割与标记

李琳, 陶涛, 刘晓平

0955

遥感图像处理

静止卫星图像热带气旋云系自动识别

耿晓庆, 李紫薇, 杨晓峰

0964

非下采样Contourlet域融合和参数化内核图割的SAR图像无监督水灾变化检测

李青松, 覃锡忠, 贾振红, 杨杰, 胡英杰

0971

地理信息技术

描述定性方向关系的复合表达模型

王中辉, 杨艳春

0979

CONTENTS

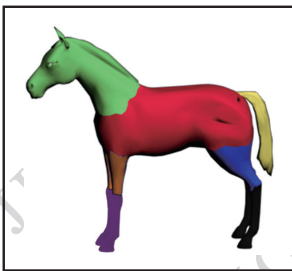
JOURNAL OF IMAGE AND GRAPHICS



Intraframe copy-paste forgery video blind detection based on dense SIFT flow(P825)



Human action recognition based on manifold learning(P914)



Animation character model segmentation and labeling approach under the guidance of hierarchical structures(P955)

Review

Overview of iris image quality-assessment

Li Xingguang, Sun Zhenan, Tan Tieniu 0813

Image Processing and Coding

Intraframe copy-paste forgery video blind detection based on dense SIFT flow

Du Zhenlong, Jiao Lixin, Li Xiaoli, Guo Yanwen, Yang Xiaojian 0825

Image inpainting algorithm based on partition block of damaged region

Zhai Donghai, Yu Jiang, Duan Weixia, Xiao Jie 0835

Non-parametric estimation for correlation noise distribution in distributed video coding

Hu Xiaofei, Zhu Xiuchang 0843

Fractional-order primal-dual model and numerical algorithm for denoising

Tian Dan, Xue Dingyu, Yang Yajie 0852

Blind image quality assessment based on perceptual features and natural scene statistics

Jia Huizhen, Sun Quansen, Wang Tonghan 0859

Image scrambling degree evaluation based on analytic hierarchy process

Cao Guanghui, Hu Kai, Zhang Xing 0868

Image Analysis and Recognition

Object tracking algorithm by combining the predicted target position with compressive tracking

Luo Huilan, Zhong Baokang, Kong Fansheng 0875

Merged characters segmentation reconstruction and recognition of labels based on adaptive location

Hong Tao, Liang Weijian, Lu Yufeng 0886

Moving shadow detection by combining chromaticity and texture invariance

Yin Baocai, Liu Yu, Wang Zengfu 0896

Affine invariant adaptive locally linear embedding

Gu Boyu, Sun Junxi, Li Hongzuo, Liu Guangwen, Cao Yonggang 0906

Human action recognition based on manifold learning

Wang Xin, Wo Bohai, Guan Qiu, Chen Shengyong 0914

Image Understanding and Computer Vision

Fast 3D face reconstruction based on compressed sensing

Zhou Dake, Wu Ziyang, Yang Xin 0924

Feature selection and target model updating in compressive tracking

Shi Wuzhen, Ning Jifeng, Yan Yongfeng 0932

The optimization of image fusion and real-time application for HDR scenarios

Fan Kui, Zhou Xiaobo 0940

Computer Graphics

Rendering simulation of real-image converting into chinese ink painting

Chen Tianding, Jin Weiwei, Chen Yingdan, Wu Di 0946

Animation character model segmentation and labeling approach under the guidance of hierarchical structures

Li Lin, Tao Tao, Liu Xiaoping 0955

Remote Sensing Image Processing

Tropical cyclone auto-recognition from stationary satellite imagery

Geng Xiaoqing, Li Ziwei, Yang Xiaofeng 0964

Unsupervised detection of flood changes with SAR images combining nonsubsampling Contourlet domain fusion and parametric kernel graph cuts

Li Qingsong, Qin Xizhong, Jia Zhenghong, Yang Jie, Hu Raphael 0971

Geoinformatics

Compound model for describing direction relations qualitatively

Wang Zhonghui, Yang Yanchun 0979

中图法分类号: TN911.73 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2014)06-0859-09

论文引用格式: Jia H Z, Sun Q S, Wang T H. Blind image quality assessment based on perceptual features and natural scene statistics[J]. Journal of Image and Graphics, 2014, 19(6): 859-867. [贾惠珍, 孙权森, 王同罕. 结合感知特征和自然场景统计的无参考图像质量评价[J]. 中国图象图形学报, 2014, 19(6): 859-867.] [DOI: 10.11834/jig.20140606]

结合感知特征和自然场景统计的无参考图像质量评价

贾惠珍¹, 孙权森¹, 王同罕²

1. 南京理工大学计算机科学与工程学院, 南京 210094;

2. 东南大学影像科学与技术实验室, 南京 210096

摘要: **目的** 为了更有效地评价各种失真类型的图像, 提出了一种新颖的通用型无参考图像质量评价方法, 它采取学习感知特征和空域自然统计特征相结合的方法来构建图像质量评价模型。**方法** 在提取显著分块的 36 个空域自然统计特征的基础上, 增加基于相位一致性熵、基于相位一致性均值、梯度均值以及失真图像的熵 4 个感知特征, 采用支持向量机回归的学习方式来构建图像特征与人的主观分数的映射关系, 进而根据所提取特征预测图像质量。**结果** 在 LIVE 图像库上的实验结果表明, 本文方法预测质量分数与人的主观分数具有较高的一致性, 基本呈线性关系, 鲁棒性较好, 运行时间较短, 综合性能较好。**结论** 本文方法预测性能较好, 特征选取合理, 学习方法有效。

关键词: 无参考图像质量评价; 感知特征; 统计特征; 支持向量机回归

Blind image quality assessment based on perceptual features and natural scene statistics

Jia Huizhen¹, Sun Quansen¹, Wang Tonghan²

1. School of Computer Science and engineering, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China;

2. Laboratory of Image Science and Technology, Southeast University, Nanjing 210096, China

Abstract: **Objective** In order to evaluate different kinds of distorted images efficiently, a novel general-purpose blind/no-reference image quality assessment is proposed, which combines perceptual features with spatial natural statistics features to construct an image quality assessment model. **Method** Four perceptual features-phase congruency entropy, mean phase congruency, mean gradient, and entropy of the distorted images are selected beside the 36 spatial natural statistics features of sharp patches. Support Vector Machine Regression (SVR) is adopted to build the relationship between image features and quality scores, yielding a measure of image quality. **Result** Experimental results in the LIVE database show that the proposed method accords closely with human subjective judgment. It has good robustness and short running time. **Conclusion** The proposed method has a good performance. The selected features are rational and the learning method is effective.

Key words: blind/no-reference image quality assessment; perceptual feature; statistics feature; support vector machine regression

收稿日期: 2013-11-30; 修回日期: 2014-01-13

基金项目: 国家自然科学基金项目(61273251); 民用航天“十二五”预先研究项目(D040201); 中国航天科技集团公司科技创新基金项目(CASC05131418)

第一作者简介: 贾惠珍(1983—), 女, 南京理工大学模式识别与智能系统专业在读博士研究生, 主要研究方向为图像处理与模式识别。

E-mail: hzjianlg@126.com

0 引言

图像质量评价是图像处理领域的热点问题,从方法上可分为主观质量评价和客观质量评价,由于主观质量评价方法受客观条件主观情绪等因素的影响,有评价结果不够稳定且耗时、费用高、难以操作等缺点,在实际应用中客观评价方法更受青睐。根据对原始图像信息的依赖程度,客观质量评价方法可分为全参考型^[1-2]、半参考型^[3]、无参考型^[4-18] 3类。全参考图像质量评价要求提供无失真原始图像,半参考图像质量评价需提供原始图像的部分信息,无参考图像不需要原始图像。由于在实际应用中很难获取原始图像甚至有时部分信息也很难获得,因此无参考图像质量评价是最实用的方法,也是真正意义上的图像质量客观评价方法。

目前的无参考图像质量评价方法,根据适用范围,大致可分为两类:针对特定失真类型的专用型方法^[4-6]和适用于多种失真类型的通用型方法^[7-17]。由于专用型算法需要知道失真类型如模糊、噪声、压缩等,故其适用范围受到了限制,因此研究通用型方法成了图像质量评价领域的热点,通用型方法有两阶段框架模型和全局框架模型。目前比较典型的两阶段框架模型的评价方法有 BIQI^[8]和 DIIVINE^[9],BIQI 从图像的小波域统计特性,提取统计特征并利用分类器判断失真类型,然后利用对应回归模型估算质量,或者根据分类器测度每种失真程度,然后综合每种失真模型的评价结果;DIIVINE 是在 BIQI 的基础上,采取尺度空间方向小波分解获取子带系数,提取出 88 个统计特征,然后用支持向量机回归预测图像质量模型。具有代表性的全局框架图像质量评价方法有 BLIINDS-I^[7]、GRNN^[11]、BLIINDS-II^[13]和 BRISQUE^[14],其中 BLIINDS-I 从感知角度在离散余弦变换(DCT)域提取两尺度的对比度、清晰度和各向异性特征,采取概率模型进行预测图像质量;BLIINDS-II 在 BLIINDS-I 基础上引入统计特征来预测质量分数。GRNN 提取具有互补性的感知特征(相位一致性、梯度、熵),利用广义回归神经网络建立视觉特征与主观分数之间的映射,进而预测图像质量。BRISQUE 从空间域的角度研究图像统计特性,采用支持向量回归的方式建立统计特征与主观评价之间的映射,进而估算图像质量。而 NIQE^[16]在 BRISQUE 的基础上,通过测量失真图像统计特征与

自然图像统计特征之间的距离来预测图像质量,是全盲图像质量评价。本文在分析 BRISQUE 不足的基础上考虑到人眼视觉特性以及视觉显著性,提出一种结合感知特征和显著分块空域自然统计特征的无参考图像质量评价方法。该方法采取支持向量机回归来预测图像质量分数。在 LIVE 和 TID2008 图像库上的实验结果表明,本文的特征选取和学习方法是比较合理的,该方法的预测分数和主观分数比当前最具代表性的算法有更好的一致性,且鲁棒性较好,运行时间较短,具有较好的综合性能。

1 在空间域上的无参考图像质量评价(BRISQUE)介绍及相关分析

1.1 BRISQUE

很多研究者认为所有自然图像具有某种统计属性,而这种统计属性能够衡量图像的失真程度。据此,Mittal 等人^[14]提出了空域统计特征的无参考图像质量评价(BRISQUE)。该方法是提取空域统计特征,采取支持向量回归方法来构建特征与主观质量分数的映射关系,进而根据失真图像的空域统计特征来预测图像的感知质量。其特征提取具体步骤如下:

1)对图像进行归一化预处理,即

$$\hat{I}(i,j) = \frac{I(i,j) - u(i,j)}{\sigma(i,j) + 1} \quad (1)$$

式中, $i \in \{1, 2, \dots, M\}$, $j \in \{1, 2, \dots, N\}$, M 、 N 分别为图像的维数。

$$u(i,j) = \sum_{k=-K}^K \sum_{l=-L}^L w(k,l) I(i+k, j+l) \quad (2)$$

$$\sigma(i,j) = \sqrt{\sum_{k=-K}^K \sum_{l=-L}^L w(k,l) [I(i+k, j+l) - u(i,j)]^2} \quad (3)$$

式中, $w = \{w(k,l) \mid k = -K, \dots, K; l = -L, \dots, L\}$ 是中心对称的高斯加权函数,其中 $K=L=3$ 。

2)对归一化预处理后的系数简称为 MSCN (mean subtracted contrast normalized),采取广义高斯分布模型来拟合,按快速匹配方法^[18]估算方差 σ^2 和形状参数 α ,其中广义高斯分布表达式为

$$f(x; \alpha, \beta) = \frac{\alpha}{2\beta\Gamma(1/\alpha)} \exp\left(-\left(\frac{|x|}{\beta}\right)^\alpha\right) \quad (4)$$

式中

$$\beta = \sigma \sqrt{\frac{\Gamma\left(\frac{1}{\alpha}\right)}{\Gamma\left(\frac{3}{\alpha}\right)}} \quad (5)$$

$\Gamma(\cdot)$ 为 gamma 函数

$$\Gamma(\alpha) = \int_0^{\infty} t^{\alpha-1} e^{-t} dt, \alpha > 0 \quad (6)$$

3) 对失真图像的相邻系数的乘积进行统计建模。沿着水平方向(H) $I(i,j)I(i,j+1)$, 垂直方向(V) $I(i,j)I(i+1,j)$, 主对角方向(D1) $I(i,j)I(i+1,j+1)$ 和副对角方向(D2) $I(i,j)I(i+1,j-1)$, $i \in \{1, 2, \dots, M\}$, $j \in \{1, 2, \dots, N\}$, M, N 分别为图像的维数。对以上 4 种相邻像素的乘积采用非对称的广义高斯分布模型进行拟合, 即

$$f(x; v, \sigma_l^2, \sigma_r^2) = \begin{cases} \frac{v}{(\beta_l + \beta_r) \Gamma\left(\frac{1}{v}\right)} \exp\left(-\left(\frac{-x}{\beta_l}\right)^v\right) & x < 0 \\ \frac{v}{(\beta_l + \beta_r) \Gamma\left(\frac{1}{v}\right)} \exp\left(-\left(\frac{x}{\beta_r}\right)^v\right) & x \geq 0 \end{cases} \quad (7)$$

式中

$$\beta_l = \sigma_l \sqrt{\frac{\Gamma\left(\frac{1}{v}\right)}{\Gamma\left(\frac{3}{v}\right)}} \quad (8)$$

$$\beta_r = \sigma_r \sqrt{\frac{\Gamma\left(\frac{1}{v}\right)}{\Gamma\left(\frac{3}{v}\right)}} \quad (9)$$

每对相邻系数乘积有 4 个参数($\eta, v, \sigma_l^2, \sigma_r^2$)需要估计, 其中形状参数 v 、左方差 σ_l^2 和 σ_r^2 可以快速匹配方法^[19]来估算, η 为分布均值, 其计算公式为

$$\eta = (\beta_r - \beta_l) \frac{\Gamma\left(\frac{2}{v}\right)}{\Gamma\left(\frac{1}{v}\right)} \quad (10)$$

4 个方向总共 16 个参数, 加上归一化后像素系数的广义高斯统计分布的两个参数(σ^2, α), 总共 18 个特征。由于自然图像通常是多尺度的, 因此失真也会通过尺度来影响图像的结构。BRISQUE 的作者通过实验发现采取两尺度统计特征比较合理, 所以总共采取 36 个统计特征。

1.2 算法分析

由于充分考虑相邻像素之间的统计关系, 该模型具有很高的预测性能。但是随着研究的深入, 我们发现不同的自然无失真的图像可能具有截然不同的统计分布, 而具有不同的失真程度的图像可能有着近似相同的统计分布(详见图 1, 均来自 LIVE 图像库)。其中图 1(a)(b)均是自然无失真图像, 实验发现特征参数却绝然不同: 基于图 1(a)提取的广义高斯模型的特征参数: 方差 $\sigma^2 = 1.05$, 形状参数 $\alpha = 3.13$; 而基于图 1(b)提取的广义高斯模型的特征参数: 方差 $\sigma^2 = 0.78$, 形状参数 $\alpha = 1.75$ 。图 1(c)自然无失真图像, 图 1(d)中度快速衰落失真图像其主观评分均值(MOS)和满分(100)的差值(DMOS = 100 - MOS)为 50.6184, 然而通过实验结果发现, 特征参数非常相近: 基于图 1(c)提取的广

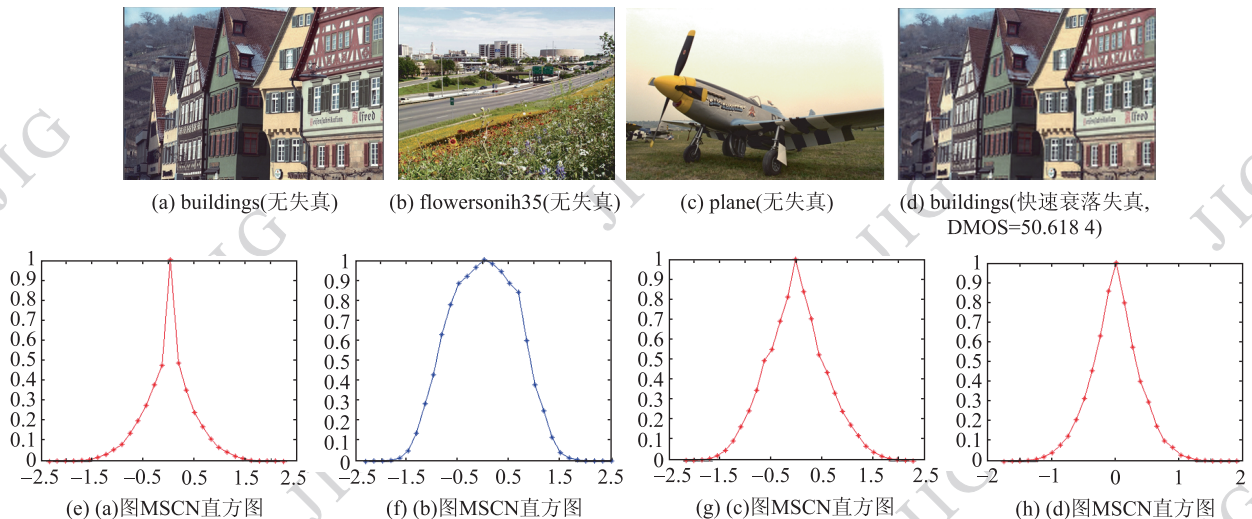


图 1 LIVE 库部分图像及其 MSCN 系数直方图

Fig. 1 Images from LIVE database and the histogram of MSCN coefficients corresponds to images

义高斯模型的特征参数:方差 $\sigma^2 = 0.41$, 形状参数 $\alpha = 1.14$; 基于图 1(d) 提取的广义高斯模型的特征参数:方差 $\sigma^2 = 0.44$, 形状参数 $\alpha = 1.44$ 。

通用型的无参考图像质量评价方法的好坏主要取决于所提取的特征, 好的通用型无参评价方法该特征要与失真类型无关而与图像的失真程度完全相关, 即能准确地随着图像失真程度的变化而变化, 显然仅采用空域统计特征, 并不能准确衡量图像的失真程度。而感知特征是从人类视觉角度考虑的, 它能把图像失真程度与人的主观感知质量紧密联系起来, 已被成功应用到全参考图像质量评价中, 在无参考图像质量评价^[11]中也被采用, 但是预测性能不是特别理想。因此本文通过采取感知特征与空域统计特征相结合的方法来构建图像质量评价模型, 以弥补仅采取单种特征进行评价图像的不足。同时大量文献显示人们在评价图像质量时会对于那些对比度比较尖锐的区域给予更高的权重, 故在选取统计特征时更加重视那些比较显著的对比度高的图像块的特征。据此, 提出一种结合感知特征和显著分块的空域自然统计特征的无参考图像质量评价方法。

2 结合感知特征和空域自然统计特征的图像质量评价模型

2.1 感知特征

由于人眼是图像的最终的受体, 所以很多图像质量评价模型在设计的时候都考虑到人类视觉系统(HVS), 人眼视觉系统理解图像主要根据一些低级特征, 因此感知特征的提取主要通过低级视觉模型的计算, 如相位一致性模型、梯度等。考虑到相位一致性模型、梯度与熵在很多图像质量评价文献中被应用^[2,20], 故本文提取的感知特征采用 GRNN^[11]中的方法, 主要有: 基于相位一致性模型熵、基于相位一致性模型均值、失真图像的梯度均值以及失真图像熵。其中相位一致性模型、梯度和熵的计算模型如下所示:

1) 相位一致性模型。它是将图像傅里叶变换分量相位最一致的点作为特征点, 不受对比度以及亮度变化的影响。其计算方法有多种, 这里采取的计算方式^[21]为

$$pc(x) = \frac{\sum_n W(x) [A_n(x) \Delta \Phi_n(x) - T]}{\sum_n A_n(x) + \varepsilon} \quad (11)$$

式中, $\lfloor \cdot \rfloor$ 是阶梯函数, 若参数是非负的则不变, 否则为 0; $\Delta \Phi_n$ 为相位差敏感度; $A_n(x) = \sqrt{e_n(x)^2 + o_n(x)^2}$ 是给定小波尺度的幅度, $[e_n(x), o_n(x)] = [I(x) * M_n^e, I(x) * M_n^o]$, $I(x)$ 是图像信号, M_n^e 和 M_n^o 是在尺度 n 上的偶对称(cosine)小波和奇对称(sine)小波;

$\Delta \Phi_n$ 为相位方差敏感度, $W(x) = \frac{1}{1 + e^{r(c-s(x))}}$ 是一个

锥形加权函数, $s(x) = \left(\frac{1}{N} \right) \left(\frac{\sum_n A_n(x)}{A_{\max}(x)} + \varepsilon \right)$, c 是

滤波响应传播的截止值, r 是控制截止频率锐度的增益因子, T 是对噪声水平的一个估计值。

2) 梯度 $\nabla I = [\nabla I_x, \nabla I_y]$ 。梯度是构成边缘轮廓的要素, 能够很好的反映微小细节反差和纹理变化特征。本文采取 Sobel 算子来计算梯度, 如图 2 所示。

1	2	1
0	0	0
-1	-2	-1

1	0	-1
2	0	-2
1	0	-1

图 2 Sobel 算子

Fig. 2 The operator of Sobel

3) 图像熵。它是图像所具有的信息量的度量, 其计算公式为

$$E_I = - \sum_n p(n) \log_2 p(n) \quad (12)$$

式中, $p(n)$ 为像素灰度值为 n 的概率。

2.2 图像统计特征

由于人眼通常给予对比度高的地方更多的关注, 采取提取显著分块的统计特征作为整幅图像的统计特征。具体实施步骤如下:

1) 图像块选择。在图像按照式(1)~(3)进行局域均差归一化预处理后, 把图像分成 $P \times P$ 块, 根据局域锐度来选取图像块^[16], 具体方法是: 局域锐度 $\delta > T$ 的图像块将被选取, 其中局域锐度的计算公式见式(13)。通过实验发现 T 为最大局域锐度的 0.1 倍效果最好。这可能是因为图像遭受失真后, 其纹理边缘将会有不同程度破坏, 故图像块的局域锐度都会不同程度的降低。

第 b 块的局域锐度为

$$\delta(b) = \sum_{(i,j) \in \text{patch}b} \sigma(i,j) \quad (13)$$

式中, $\text{patch}b$ 表示第 b 块, $\sigma(i,j)$ 为像素点 (i,j) 处的锐度。

2) 计算被选图像块的统计特征。方法如同 BRISQUE, 对归一化系数进行广义高斯分布模型如式(4)进行拟合, 进而采取快速匹配方法^[18]估算方差 σ^2 和形状参数 α , 对 4 个相邻系数的乘积采用非对称广义高斯对称模型如式(8)进行拟合, 利用快速匹配方法^[19]估算 $(\eta, v, \sigma_1^2, \sigma_r^2)$, 也采取两尺度的统计特征共 36 个。

3) 采用混合高斯模型来拟合被选图像块的统计模型^[16], 把混合高斯模型的均值向量 ν 作为整幅失真图像的自然统计特征。其中混合高斯模型公式为

$$f_X(x_1, \dots, x_k) =$$

$$\frac{1}{(2\pi)^{k/2} |\Sigma|^{1/2}} \exp\left(-\frac{1}{2}(\mathbf{x} - \boldsymbol{\nu})^T \Sigma^{-1}(\mathbf{x} - \boldsymbol{\nu})\right) \quad (14)$$

式中, $(x_1, \dots, x_k)$ 为自然统计特征, $\boldsymbol{\nu}$ 和 Σ 分别为多元高斯模型的均值向量和协方差矩阵, 其可通过最大似然估计方法来估算。

2.3 质量评价模型

在选取相位一致性均值、基于相位一致性熵、梯度均值、失真图像熵等 4 个感知特征和显著分块的 36 个自然统计特征共 40 个特征之后, 采取回归方法来构建图像特征与质量分数的映射关系, 进而根据所提取特征来预测图像质量分数。由于支持向量机回归以能处理高维数据而著称, 故采用 LIBSVM 包^[22]来实现具有径向基函数核的支持向量机回归。本文图像质量评价模型如图 3 所示。

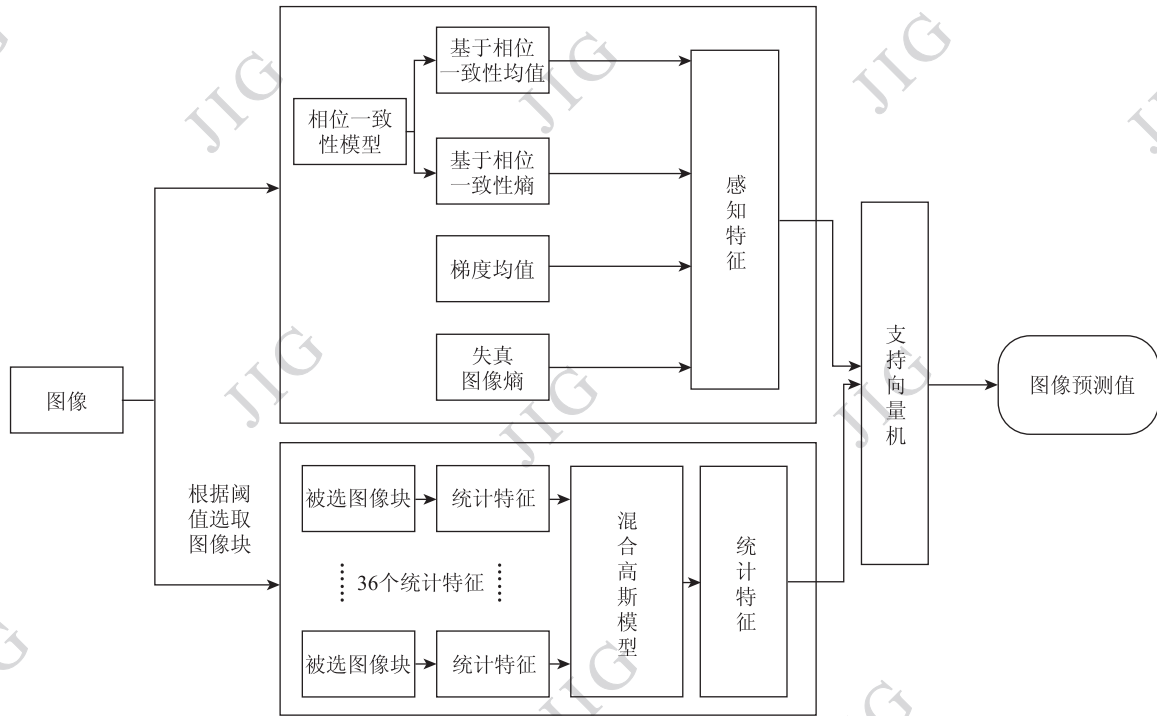


图 3 本文图像质量评价模型

Fig. 3 IQA model of this paper

3 实验与分析

为了验证本文算法的性能, 本文采用 IIVE 图像质量评价库^[23]来测试, IIVE 库中包含 29 幅参考图像和 779 幅失真图像, 有 JPEG2000、JPEG、高斯白噪声(WN)、快速衰落(FF)、高斯模糊(GBLUR)5 种

失真类型。本文把 LIVE 库图像随机分成两个子集: 其中 80% 的图像作为训练样本, 20% 的图像作为测试样本, 分块大小为 96×96 。采取 Spearman 等级次序相关系数(SROCC)和 Pearson 相关系数(CC)两个指标来衡量算法性能。

3.1 与典型方法的统计对比分析

为了验证本文方法性能, 分别与经典的全参考图

像质量评价方法 SSIM^[1] 及同类方法中最新的无参考图像质量评价 BLIINDS-II 和 BRISQUE 进行对比,尽管 NIQE 算法是当前最新无参考图像质量评价方法,但它不是基于训练而是根据统计特征距离来评价图像质量的,并且其评价性能也不如 BLIINDS-II 和 BRISQUE,故

没有与它对比,其中 BLIINDS-II 和 BRISQUE 程序代码来源于 <http://live.ece.utexas.edu/research/quality>。其实验结果如表 1、表 2 所示。

对比方法与本文方法预测值与主观分数差异值的散点图如图 4 所示。

表 1 在 LIVE 数据库上的 CC 值比较

Table 1 Comparison of CC tested on LIVE database

方法	JP2k	JPEG	WN	GBLUR	FF	ALL
SSIM	0.974 4	0.966 2	0.953 7	0.940 7	0.965 9	0.951 3
BLIINDS-II	0.966 8	0.896 3	0.936 9	0.902 9	0.931 2	0.899 9
BRISQUE	0.937 3	0.877 8	0.961 2	0.968 1	0.920 3	0.902 4
本文	0.964 0	0.938 7	0.962 6	0.961 1	0.975 4	0.955 0

表 2 在 LIVE 数据库上的 SROCC 值比较

Table 2 Comparison of SROCC tested on LIVE database

方法	JP2k	JPEG	WN	GBLUR	FF	ALL
SSIM	0.967 9	0.959 1	0.978 1	0.956 2	0.919 6	0.938 9
BLIINDS-II	0.962 2	0.867 4	0.987 1	0.894 4	0.918 1	0.932 1
BRISQUE	0.936 7	0.901 0	0.971 5	0.982 6	0.854 6	0.932 1
本文	0.947 4	0.936 9	0.965 2	0.975 0	0.935 3	0.959 6

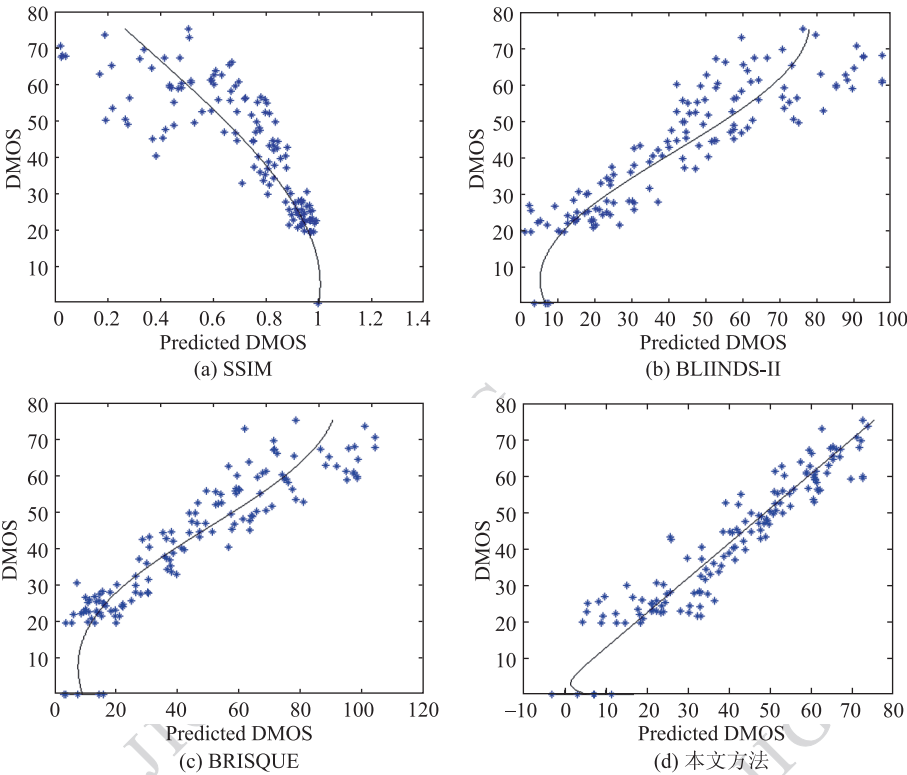


图 4 不同图像质量评价模型的评价 LIVE 库图像的 DMOS 散点图

Fig. 4 Scatter plots of DMOS for the different IQM assessing the images from LIVE database

从表 1、表 2 可知,本文方法相比经典全参考方法 SSIM 与本文方法相比在评价高斯模糊 (GBLUR) 和快速衰落 (FF) 两种失真类型上更有优势,与 BRISQUE 算法相比在 JPEG2000 (JPEG2k)、JPEG、快速衰落 3 个失真类型其性能得到明显提高,但对高斯模糊失真 WN 其性能略降,与 BLIINDS-II 相比在各失真类型下各有优劣,但整体性能远高于 3 种对比性能。从图 4 散点图可以看到文中方法基本呈线性比较集中,而其他方法都是非线性的相对比较分散。这说明本文所采取的结合感知特征和自然统

计特征的方法能更有效地反映图像的视觉质量。

3.2 感知特征与显著分块同属特征结合的可行性分析以及学习方法的合理性分析

为验证本文方法特征选取和学习算法的合理性,进行了如下实验:对感知特征^[11]和本文选取的分块统计特征采用支持向量机回归 (SVR) 方法来构建质量评价模型,对 BRISQUE^[14]中的空域统计特征与本文的分块统计特征均采用广义回归神经网络方法 (GRNN) 来构建质量评价模型,对比结果如表 3 所示。

表 3 不同特征在各预测方法下的性能指标

Table 3 Performance of different features with different predicted methods

指标	方法	感知特征 ^[11]	空域统计特征 ^[14]	文献[11]与 文献[14]相结合	显著分块的 空域统计特征	本文特征
CC	GRNN	0.763 0	0.862 9	0.891 2	0.909 0	0.925 1
	SVR	0.692 1	0.902 4	0.948 8	0.950 4	0.955 0
SROCC	GRNN	0.756 3	0.862 0	0.886 5	0.899 0	0.909 1
	SVR	0.720 7	0.932 1	0.944 5	0.942 6	0.959 6

通过表 3 可知,仅提取感知特征时,不论采用 GRNN 还是 SVR 方法,其预测质量分数与主观分数的一致性都不高。只提取 BRISQUE 中的空域自然统计特征时,采用 SVR 来预测质量分数要比 GRNN 更能反映图像的视觉质量。同时结合感知特征和 BRISQUE 中的空域自然统计特征时,其预测质量与主观成分的一致性要比单独采用感知特征或空域统计特征的效果好。文中提取的显著分块空域自然统计特征,无论是用 GRNN 还是 SVR 来预测质量分数其一致性相比 BRISQUE 整体空域自然统计特征的有了很大提升。结合感知特征和显著分块空域自然统计特征的方法不论是用 SVR 进行回归还是用 GRNN 进行回归预测,图像质量分数的一致性比前述任一种方法的都要高。这说明采取感知特征和显著分块的空域统计特征相结合的方法来评价图像是合理的也是有效的。

3.3 鲁棒性实验及分析

为验证本文方法的鲁棒性,做了以下 3 个实验:

1) 测试没有被训练的失真类型图像。具体方法,从训练集中去除某种失真类型的所有图像,然后用训练后的模型来预测该失真类型的图像,实验结果如表 4 所示。

表 4 对某种缺失失真类型训练模型的预测性能

Table 4 Performance of our IQA model when certain distortion type is missing

指标	JP2k	JPEG	WN	GBLUR	FF
CC	0.944 9	0.941 6	0.870 3	0.909 3	0.946 0
SROCC	0.942 2	0.936 9	0.925 5	0.911 3	0.927 3

2) 减少训练样本,增加测试样本。具体作法是:把 LIVE 库中以及 TID2008 库上的图像分别按照 80% 和 20%、50% 和 50%、30% 和 70% 的比例分为训练集和测试集,其中 TID2008^[24]含有 24 幅自然图像和 1 幅合成图像,共有 17 种失真类型和 4 种不同程度失真,在此仅选取 24 幅自然图像的 JPEG、JPEG2000、高斯模糊、高斯噪声 4 种失真类型作为实验,其实验结果如表 5 所示。

3) 不同大小分块的模型预测性能。由于本文方法需对图像进行分块操作,那么不同大小的分块模型对图像质量预测性能的影响如何? 为验证其影响,做如下实验:对训练集中图像依次按照 48×48 、 72×72 、 96×96 、 120×120 的大小进行分块并训练,然后预测图像质量,其预测性能结果如表 6 所示。

表 5 在 LIVE 和 TID2008 上不同
比例训练集模型的预测性能

Table 5 Performance of our IQA model in condition of
different train number ratio on LIVE and TID2008

指标		80%	50%	30%
SC	LIVE	0.959 6	0.941 0	0.912 9
	TID2008	0.958 3	0.933 9	0.910 5
CC	LIVE	0.955 0	0.933 3	0.903 2
	TID2008	0.958 5	0.938 1	0.919 8

表 6 不同大小分块在 LIVE 库上预测性能
Table 6 Performance of different block size on LIVE

指标	分块尺寸			
	48 × 48	72 × 72	96 × 96	120 × 120
CC	0.951 2	0.949 3	0.955 0	0.953 1
SROCC	0.958 1	0.958 1	0.959 6	0.960 1

从表 4 得知,即使在训练集中去除某种失真类型的所有图像,然后用训练后的预测模型预测该种失真程度的图像,结果显示其预测质量分数与主观一致性也是很高的,这说明对失真类型具有较好的鲁棒性,表 5 的结果表明,随着训练样本的不断减少和测试样本的不断增加,其预测质量分数与主观分数一致性出现略微下降,但仍保持很高的一致性,表 6 说明分块大小对图像质量的评价性能基本没有影响。综上可知,本文方法具有较好的综合性能。

3.4 本文方法时间分析

实验环境为 Intel Core i5-3210M CPU 2.50 GHz,内存为 4 GB 的 PC 机,操作系统为 32 位 Windows 7 旗舰版,采用 MATLAB R2011a,分别用 BLIINDS-II 和 BRISQUE 以及本文方法对一幅大小为 768 × 512 的彩色图像进行评价,其运行时间如表 7 所示。

表 7 运行时间比较

Table 7 Comparison of runtime between our
method and state-of-the-art methods

	方法		
	BLIINDS-II	BRISQUE	本文
时间/s	101.675 374	0.739 833	1.305 186

从表 7 可知,尽管本文方法的运行时间要比 BRISQUE 的运行时间稍长,但是在可接受范围之内,比 BLIINDS-II 运行时间则短很多,而本文方法的预测效果比这两种方法的好,整体来说本文

方法综合性能比国际上当前报道的最好方法还要好。

4 结 论

通用型无参评价方法的好坏取决于选取特征要尽可能满足:与失真类型无关而与图像的失真程度完全相关,即能准确地随着图像失真程度的变化而变化。实验发现仅采用空域统计特征,并不能准确衡量图像的失真程度,而感知特征是从人类视觉角度考虑的,它能把图像失真程度与人的主观感知质量紧密联系起来,同时大量文献显示,人们在进行图像评价的时候给予对比度高的区域更高的权重,基于此考虑,提出一种结合感知特征和显著分块空域自然统计特征相结合的方法训练学习支持向量回归模型,得到一种新型的无参考图像质量评价。实验结果表明,本文方法取得了很好的效果,整体上优于目前国际上最好方法,其贡献如下:

1)特征选取比较全面。选取特征既考虑到人的视觉感知特性,又考虑到图像本身所具有的自然统计特性,所以更能反映图像的视觉质量。

2)根据人的视觉特性选取分块。大量文献显示由于人们在评价图像质量时会对于那些对比度比较尖锐的区域给予更高的权重,所以本文在选取统计特征时给予那些比较显著的对比度高的图像块的特征更多关注。先对图像进行分块,然后根据局域锐度选择比较显著的失真图像块而剔除那些比较平坦的分块,最后把被选分块的特征均值向量作为失真图像的整体空域自然统计特征。它不同于 NIQE^[16]只对原始无失真图像选取分块。

3)本文方法的综合性能比较好。其运行时间相对较短,预测图像质量分数与人的主观分数一致性很高,整体优于国际上当前报道的最好方法,由于选取分块时所用到的阈值是基于 LIVE 库中部分失真图像通过实验得到,是否同样适用于其他图像库,还有待于进一步研究。

参考文献 (References)

[1] Wang Z, Bovik A C, Sheikh H R, et al. Image quality assessment: from error visibility to structural similarity [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2004, 13(4): 600-612.
[2] Zhang L, Zhang L, Mou X. FSIM: a feature similarity index for image quality assessment [J]. IEEE Transactions on Image Pro-

- cessing, 2011, 20(8):2378-2386.
- [3] Li Q, Wang Z. Reduced-reference image quality assessment using divisive normalization-based image representation [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2009, 3(2): 202-211.
- [4] Parvez Sazzad Z M, Kawayoke Y, Horita Y. No reference image quality assessment for JPEG 2000 based on spatial features [J]. Signal Processing: Image Communication, 2008, 23(4): 257-268.
- [5] Suthaharan S. No reference visually significant blocking artifact metric for natural scene images [J]. Journal of Signal Processing, 2009, 89(8):1647-1652.
- [6] Zhu X, Milanfar P. A no reference sharpness metric sensitive to blur and noise [C]//International Workshop on Quality of Multimedia Experience. San Diego, CA:IEEE, 2009:64-69.
- [7] Saad M A, Bovik A C, Cormack L. A DCT statistics-based blind image quality index [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2010, 27(6):583-586.
- [8] Moorth A K, Bovik A C. A two-step framework for constructing blind image quality Indices [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2010, 17(5):513-516.
- [9] Moorth A K, Bovik A C. Blind image quality assessment: from natural scene statistics to perceptual quality [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2011, 20(12): 3350-3364.
- [10] Tang H, Joshi N, Kapoor A. Learning a blind measure of perceptual image quality [C]//Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Colorado Springs, USA: IEEE, 2011:305-312.
- [11] Li C, Bovik A C, Wu X. Blind image quality assessment using a general regression neural network [J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2011, 22(5):793-799.
- [12] Ye P, Doermann D. No-reference image quality assessment using visual codebooks [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2012, 21(7):3129-3137.
- [13] Saad M A, Bovik A C, Charrier C. Blind image quality assessment: a natural scene statistics approach in the DCT domain [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2012, 21(8): 3339-3352.
- [14] Mittal A, Moorthy A K, Bovik A C. No-reference image quality assessment in the spatial domain [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2012, 21(12):4695-4708.
- [15] Zhang Y, Wang C, Mou X. SPCA: a no-reference image quality assessment based on the statistic property of the PCA on nature images [C]//SPIE-IS&T. San Francisco, CA, USA:SPIE, 2013, 8660, 8660K(1-8).
- [16] Mittal A, Soundararajan R, Bovik A C. Making a completely blind image quality analyzer [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2013, 20(3):209-212.
- [17] Mittal A, Soundararajan R, Muralidhar G S, et al. Blind image quality assessment without training on human opinion scores [J]. Proceedings of SPIE, 2013, 8651, 86510T(1-7).
- [18] Sharifi K, Leon-Garcia A. Estimation of shape parameter for generalized Gaussian distributions in subband decompositions of video [J]. IEEE Transactions on Circuits Systems, Video Technol, 1995, 5(1): 52-56.
- [19] Lasmar N E, Stitou Y, Berthoumieu Y. Multiscale skewed heavy tailed model for texture analysis [C]//Proceedings of the 16th IEEE International Conference on Image Processing, Cairo, Egypt: IEEE, 2009:2281-2284.
- [20] Gabarda S, Cristóbal G. Blind image quality assessment through anisotropy [J]. Journal of the Optical Society of America A, 2007, 24(12): B42-B51.
- [21] Kovisi P. Image features from phase congruency [J]. Journal of Computers Vision Research, 1999, 1(3):1-26.
- [22] Chang C C, Lin C J. LIBSVM: A library for support vector machines [EB/OL]. [2013-04-01]. <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm>.
- [23] Sheikh H R, Wang Z, Cormack L, et al. Live image quality assessment database release 2 [EB/OL]. [2007-06-30]. <http://live.ece.utexas.edu/>.
- [24] Lukin N P V, Zelensky A, Carli M, et al. TID2008 a database for evaluation of full reference visual quality assessment metrics [J]. Advances of Modern Radio Electronics, 2009, 10(5): 30-45.