

基于 AdaBoost BP 神经网络的无参考 图像质量评价的研究

邵南平¹ 向春生^{2,3} 唐 岚¹ 李占东¹

(1. 西华大学汽车与交通学院 成都 610039; 2. 中国科学院光电技术研究所 成都 610209;

3. 中国科学院光束控制重点实验室 成都 610209)

摘 要:提出了一种利用相关梯度特征和 AdaBoost 反向传播神经网络的无参考图像质量评价方法。首先利用高斯滤波器得到水平和竖直的方向导数,然后提取相关的梯度特征,其次计算其直方图方差特征,然后训练 BP 神经网络得到弱分类器并利用 AdaBoost 算法获得最终的强分类器,最后利用得到的强分类器预测图像质量分数。实验结果表明,方法评价的结果合理、鲁棒性强、实行性好,符合人类视觉特性,并且与主观评分有较好的一致性,取得了很好的评价效果。

关键词:无参考图像质量评价; AdaBoost; BP 神经网络; 图像质量评估; 梯度

中图分类号: TP391.41 TN957.52 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.4050

Blind image quality assessment based on AdaBoost BP neural network

Shao Nanping¹ Xiang Chunsheng^{2,3} Tang Lan¹ Li Zhandong¹

(1. School of Automotive and Transportation, Xihua University, Chengdu 610039, China;

2. Institute of Optics and Electronics, Chinese Academy of Science, Chengdu 610209, China;

3. Key Laboratory of Optical Engineering, Chinese Academy of Sciences, Chengdu 610209, China)

Abstract: This paper presents a non-reference image quality assessment method based on correlation gradient feature and AdaBoost back propagation (BP) neural network. In this method, firstly the Gaussian filter is used to obtain the horizontal and vertical direction derivative, then the relevant gradient feature is extracted, then calculate the histogram variance, and then the BP neural network is trained to obtain Liu Bin the weak classifier, Finally, strong classifier is obtained by AdaBoost algorithm. The image quality scores is predicted based on the strong classifier. The experiment results show that the results of this method are reasonable, stable, consistency with human visual characteristics, and subjective score has a good consistency. This method is simple and achieved good evaluation results.

Keywords: blind image quality assesement; AdaBoost; BP neural network; image quality assessment; gradient

0 引 言

图像在获取、传输、存储时经常遭受不同程度失真,准确有效的图像评价模型十分重要。目前图像和视频的质量评价方法,主要分为主观评价方法和客观评价方法两大类。在客观图像质量评价中,根据需要原始参考图像的信息的多少为依据,客观质量评价算法可以分为3大类:全参考(Full Reference, FR)图像质量评价^[1],半参考(Reduced Reference, RR)图像质量评价方法和无参考(No Reference, NR)图像质量评价方法^[2-3]。无参考和半

参考或多或少的需要高质量的原始图像,无参考方法不需要借助任何参考图像,依靠待评价图像本身的特征进行评价。在实际应用中,很难获得符合要求的原始图像,所以无参考图像质量的评价方法的研究受到了越来越多的关注。

近年来,无参考图像质量的评价方法的研究取得了许多进展。刘珊珊等人^[4]提出了一种基于联合恰可察觉失真的立体图像质量评价算法,该方法结合立体感知对立体图像质量评价的影响。袁万立等人^[5]提出了结合 HVS 及 SSIM 的无参考模糊图像评价方法,该方法结合人类视觉

特性及结构相似度的无参考图像质量评价方法。Mittal 等人^[6]提出了一种新的无参考图像质量评价模型叫自然图像质量评价模型(natural image quality evaluator, NIQE),它是基于自然图像场景统计的高斯广义回归模型。Saad 等人^[7]提出了 BLIINDS-II 算法,其通过在图像 DCT 域提取 DCT 系数的统计特征建立支持支持向量回归(support vector regression, SVR)模型。黄隆华等人^[8]提出的基于梯度及 HVS 特性的离焦模糊图像质量评价,认为图像的主要特征和信息取决于其边缘和局部细节,边缘和梯度很可能是图像结构信息最重要的部分,同时也是影响图像视觉质量的重要因素,将梯度最为重要的结构信息。

机器学习在解决非线性拟合和预测问题上是一个非常有效的方法,文献[9-12]即为当前性能最优的几种基于学习的方法,在几种可以学习的失真类型上取得了非常好性能指标。基于以上假设,本文提出了一种基于梯度信息的 AdaBoost BP 神经网络^[13-14]无参考模糊图像质量的评价。这一方法包括两部分:1)特征提取:提取相关梯度特征,即幅值(gradient magnitude, GM)、相对梯度方向(relative gradient magnitude, RM)和相对梯度幅值(relative gradient magnitude, RM)特征;2)模型训练:训练 BP 神经网络获得基础分类器,使用 Adaboost 算法加权基础分类器得到最终的强分类器。

1 梯度相关特征

1.1 梯度幅值特征

首先估算图像的梯度幅值,定义如下:

$$|\nabla I(i, j)| = \sqrt{I_x^2(i, j) + I_y^2(i, j)} \quad (1)$$

式中: $I_x(i, j)$ 和 $I_y(i, j)$ 表示像素点 (i, j) 处沿水平轴 x 和垂直轴 y 的方向导数。

梯度方向所表达的信息与梯度幅值互补,利用梯度方向特征可以提升的图像质量评价的准确性。梯度方向的定义如下:

$$\angle \nabla I(i, j) = \arctan\left(\frac{I_y(i, j)}{I_x(i, j)}\right) \quad (2)$$

1.2 相对梯度特征

相对梯度幅值信息可以表达局部结构的相关变化。失真图像的局部结构会发生改变,从而影响到局部方向信息。相对的梯度特征可以计算其自然分布的变化量。相对梯度方向如下:

$$\angle \nabla I(i, j)_{RO} = \angle \nabla I(i, j) - \angle \nabla I(i, j)_{AVE} \quad (3)$$

其中局部平均方向定义如下:

$$\angle \nabla I(i, j)_{AVE} = \arctan\left(\frac{I_y(i, j)_{AVE}}{I_x(i, j)_{AVE}}\right) \quad (4)$$

y 轴方向平均方向导数:

$$I_y(i, j)_{AVE} = \frac{1}{MN} \sum_{(m, n) \in W} I_y(i - m, j - n)$$

x 轴方向的平均方向导数:

$$I_x(i, j)_{AVE} = \frac{1}{MN} \sum_{(m, n) \in W} I_x(i - m, j - n)$$

式中: W 是与连通域有关的一系列坐标点。例如,如果领域是 3×3 的正方形,因此 $M = N = 3$, $W = \{(-1, -1), (-1, 0), (-1, 1), (0, -1), (0, 0), (0, 1), (1, -1), (1, 0), (1, 1)\}$, 相对梯度幅值定义如下:

$$|\nabla I(i, j)|_{RM} = \sqrt{(I_x(i, j) - I_x(i, j)_{AVE})^2 + (I_y(i, j) - I_y(i, j)_{AVE})^2} \quad (5)$$

使用高斯偏导数算子分别计算水平方向和竖直方向的梯度值 I_x 和 I_y 。通过与其他算子的对比(Sobel 和 Prewitt),高斯偏导数算子可以得到更平滑的边缘,这一特性有助于计算 RM 和 RO。高斯偏导数算子如下所示:

$$\nabla_y G(x, y, \sigma) = -\frac{\gamma}{2\pi\sigma^4} \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right) \quad (6)$$

式中: $G(x, y, \sigma) = -\frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right)$ 是高斯核。 Y 表示 X 方向或者 Y 方向的偏导数。3 种梯度类型和相对梯度特征如图 1 所示。

根据假设,图像失真会改变的梯度和相对梯度的统计分布,从而可以利用这种变化计算图像的失真度和判别图像的失真类型,接下来研究 LIVE 数据集 4 类(JPEG, JPEG2K, Gaussian blur, Fast fading)失真样本的各种梯度特征图。在 LIVE 数据集中 4 种不同失真类型的梯度幅值、相对梯度幅、相对梯度方向特征图如图 4 所示。利用方差研究自然图像分布情况,使用直方图方差描述相应的分布。尽管方差不能表达这些直方图的所有特征,但是依然可以代表大多数明显的特征。直方图方差定义如下:

$$\text{Var}[h] = \sum_x (h(x) - \bar{h})^2 \quad (7)$$

其中 $h(x)$ 代表样本特征直方图, $\bar{h}$ 是样本直方图的均值。因此可以得到一个三维的特征向量:

$$\text{Feature} = [\mathbf{V}_{GM}, \mathbf{V}_{RO}, \mathbf{V}_{RM}]$$

2 分类器

提取梯度特征之后,通过 AdaBoost BP 神经网络建立一个从图像特征到图像质量的映射。AdaBoost 算法的原理是结合许多弱分类器,从而得到一个强分类器。本文利用 BP 神经网络^[15]作为基础分类器。AdaBoost BP 神经网络结构的原理如图 3 所示,虚线框描述了 BP 神经网络的结构。在 BP 神经网络中,输入层的神经元个数与图像特征的维数相同。输出层只有一个神经元结点,输出的结果是被预测的图像质量。两个隐藏层的节点数和输入层的结点数目一样。

第 1 隐藏层使用 tansig(tangent sigmoid)函数作为激活函数,其定义如公式(8)所示。第 2 层隐藏层激活函数使用径向基函数(Radial Basis Function, RBF),其定义如公式(9)所示。

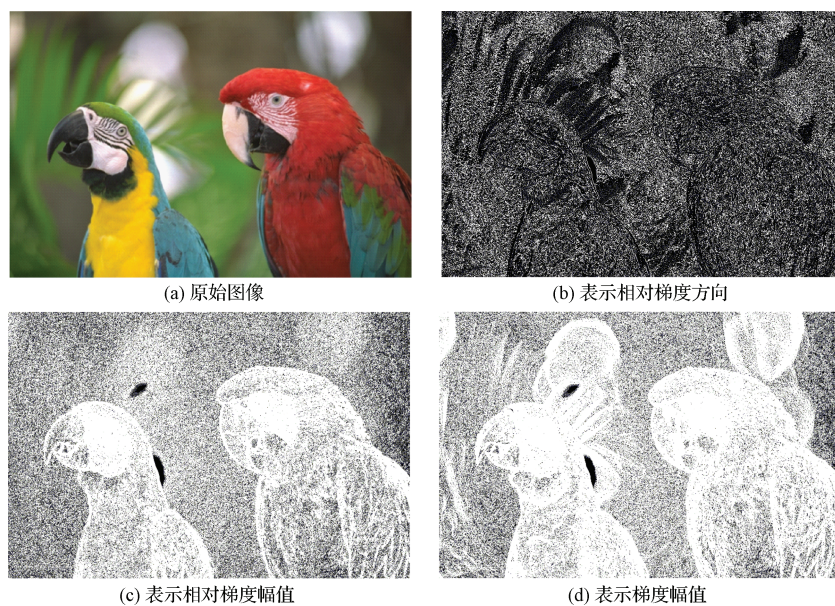


图1 原始图像和梯度特征图

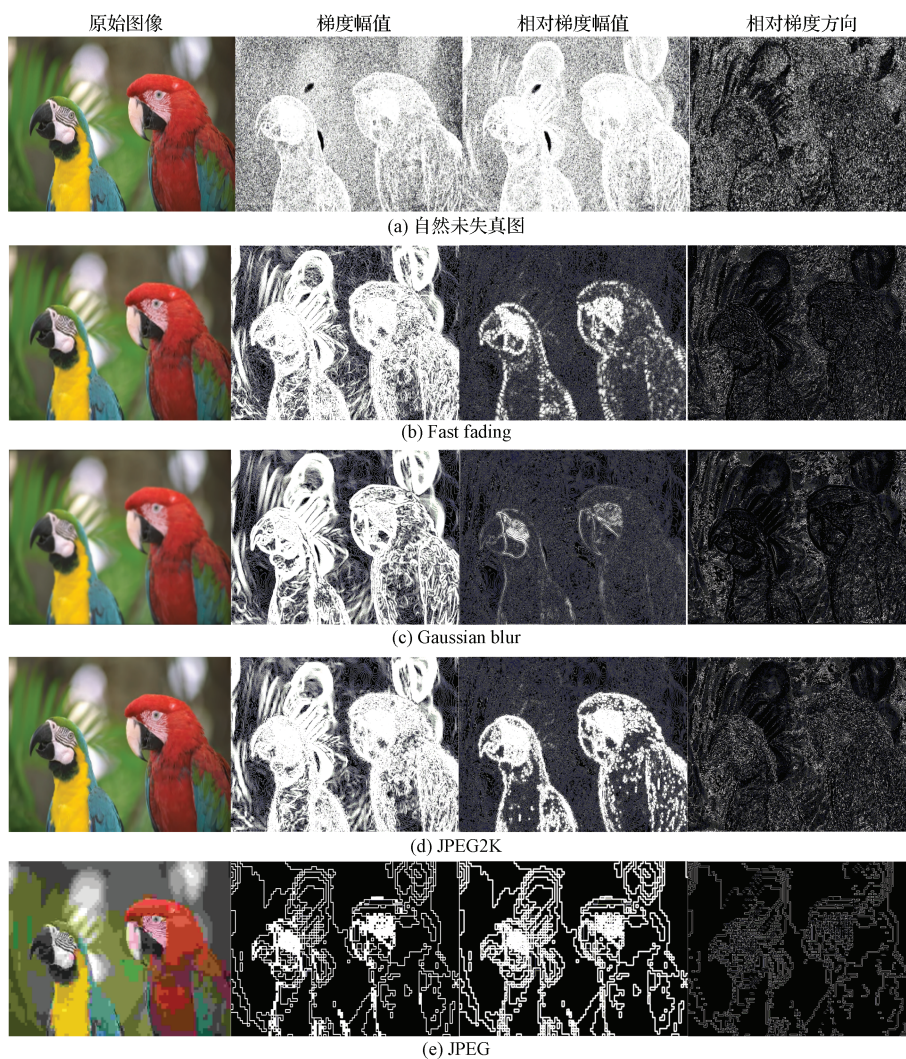


图2 自然未失真的原始图和4种失真图像梯度幅值、相对梯度幅、相对梯度方向特征图

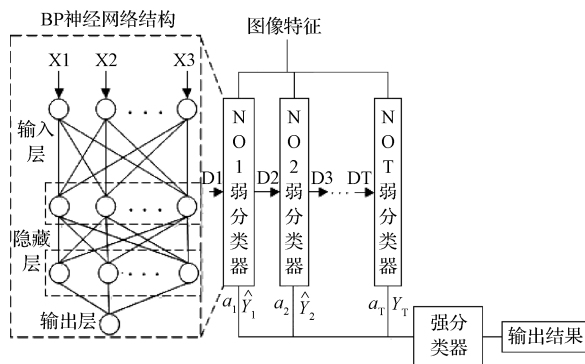


图3 Adaboost BP神经网络

$$y = \frac{2}{1 + e^{-z}} - 1 \quad (8)$$

$$\rho(x, c_i) = e^{-\beta_i \|x - x_i\|^2} \quad (9)$$

AdaBoost 算法如下描述:首先确定弱分类器的数目 T ,然后初始化训练数据的权值分布,利用具有权值分布 D_i 的训练数据集训练得到基本分类器 $G_i(x)$ ($i=1, 2, \dots, K$),计算 $G_i(x)$ 在训练数据集上的分类误差率,然后计算 $G_i(x)$ 的系数并且更新训练数据集的权值分布。

D_i 表示训练数据集的权值分布。 D_i 的计算公式如下所示:

$$D_{i,j} = \begin{cases} \frac{1}{K} & i = 1 \\ D_{i-1,j} (1 + \delta_i I(Y_{train}^j - \hat{Y}_{train}^{i,j})) & i = 2, \dots, T \end{cases} \quad (10)$$

其中 $I(x)$ 表达式如下:

$$I(x) = \begin{cases} 1 & x > \text{threshold} \\ 0 & x \leq \text{threshold} \end{cases}$$

分类误差率 Err_i 计算公式如下所示:

$$Err_i = \sum_{j=1, \dots, K} D_{i,j} \times I(Y_{train}^j - \hat{Y}_{train}^{i,j}) \quad (11)$$

第 i 个基本分类器系数公式:

$$\alpha_i = \frac{1}{e^{-b(\|Err_i\| - c)}} \quad (12)$$

式中: K 是训练集中训练样本的数量, j 表示第 j 个实例,其范围是 1 到 K 的整数。例如 $D_{i,j}$ 表示在权值分布为 D_i 的数据集上第 j 个实例。函数 $I(x)$ 是指示函数,当变量值超过阈值时为 1, 否则为 0。 σ 是取值为 0 到 1 的一个常数。本文中,为了简化训练模型,设定阈值和 $\sigma=0.1$, $T=10$ 。

因此,得到的最终分类器是每个弱分类器预测结果的线性组合:

$$\hat{Y} = \sum_{i=1, \dots, T} \alpha_i \times \hat{Y}_i \quad (13)$$

3 实验结果

3.1 数据集的选取

用于图像质量评价算法性能测试的标准图像库主要

有 LIVE 图像质量评价数据库、TID2008 和 TID2013 等在本实验中,采用了美国德州大学图像与视频工程实验室的 LIVE 图像质量评价数据库和 TID2013 数据库。两个图像库都给出了每幅失真图像的 DMOS 分值(difference mean opinion scores)。DMOS 值由观测者给出的原始质量差分处理后得到,DMOS 值越小,图像主观质量越好。

3.2 评价指标

客观图像质量评价算法的性能评价主要测量客观评价数据与主观评价数据的一致性。本文使用视频质量专家组(video quality experts group, VQEG)提出的 3 个检验标准比较评价方法:斯皮尔曼等级次序相关系数(spearman rank order correlation coefficient, SROCC)、皮尔森线性相关系数(pearson linear correlation coefficient, PLCC)和均方根误差 RMSE。

SROCC 衡量算法预测的单调性,公式为:

$$SROCC = 1 - \frac{6 \sum_{i=1}^n d_i^2}{n(n^2 - 1)} \quad (14)$$

式中: d_i 表示第 i 图像在主观评价分数中的排序与客观评价分数中排序的差值。

PLCC 描述算法评价值和人眼主观打分之间的相关性,也衡量算法预测的准确性。计算 PLCC 前,首先要对客观数据与主观数据进行拟合,常见的一种拟合公式为:

$$q(x) = \beta_1 \left(\frac{1}{2} - \frac{1}{1 + e^{\beta_2(x - \beta_3)}} \right) + \beta_4 x + \beta_5 \quad (15)$$

式中: β 是需要拟合的参数。PLCC 计算公式为:

$$PLCC = \frac{\sum_{i=1}^n (s_i - \bar{s})(q_i - \bar{q})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (s_i - \bar{s})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (q_i - \bar{q})^2}} \quad (16)$$

上式中, $s_i, \bar{s}$ 表示主观数据及其均值, $q_i, \bar{q}$ 是非线性拟合数据及其均值。

RMSE 比较算法评价值与人眼主观打分之间的相关性,计算公式为:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^n (s_i - q_i)^2} \quad (17)$$

3.3 实验结果及分析

本文随机选取 LIVE 数据库 80% 的图像作为训练集,剩余图像作为测试集,重复 100 次训练测试集的分配。本文还引入了另外 3 种图像质量评价算法与文中所提出的无参考评价算法进行对比,分别是峰值信噪比(peak signal to noise ratio, PSNR)、结构相似度(structural similarity index, SSIM)和盲图像质量指标 BIQI (blind image quality Index)。

表 1~3 列出了针对 LIVE Database Release 2 图像库的 4 类不同失真图像,3 种客观评价方法的评价结果和 3 个参数指标值。可以看到 SROCC 的平均值达到了 0.94, PLCC 的平均值达到了 0.95, RMSE 的平均值为 8.67。

表1 各类评价方法的 SROCC 参数值

SROCC	JP2K	JPEG	BLUR	FF	ALL
PSNR	0.90	0.89	0.80	0.89	0.87
SSIM	0.96	0.97	0.95	0.95	0.96
BIQI	0.85	0.71	0.91	0.76	0.81
Proposed	0.93	0.96	0.96	0.89	0.94

表2 各类评价方法的 LCC 参数值

PLCC	JP2K	JPEG	BLUR	FF	ALL
PSNR	0.88	0.87	0.80	0.89	0.86
SSIM	0.97	0.98	0.95	0.96	0.97
BIQI	0.87	0.72	0.91	0.82	0.83
Proposed	0.94	0.98	0.96	0.91	0.95

表3 各类评价方法的 RMSE 参数值

RMSE	JP2K	JPEG	BLUR	FF	ALL
PSNR	11.73	15.36	11.08	12.82	12.75
SSIM	6.01	5.98	5.38	7.63	6.25
BIQI	13.93	24.31	9.58	17.43	16.31
Proposed	9.27	6.51	6.09	12.80	8.67

表4~6列出了各类特征向量的3种参数指标值。可以看出与RO有关的特征向量在JPEG和JP2K失真得到较高的参数值。因为块效应,模糊和振铃会导致图像局部的质量下降,因此相对梯度方向特征值发生了很大的变化。

在LIVE Database Release 2数据集训练得到模型,然后在TID2013数据集上进行测试,并列出了3种客观评价方法的SROCC参数指标值的结果。如表7所示。

表4 梯度相关特征的 SROCC 参数值

SROCC	JP2K	JPEG	BLUR	FF	ALL
v_{GM}	0.52	0.67	0.95	0.67	0.70
v_{RM}	0.77	0.69	0.95	0.75	0.79
v_{RO}	0.94	0.96	0.95	0.86	0.93

表5 梯度相关特征的 LCC 参数值

PLCC	JP2K	JPEG	BLUR	FF	ALL
v_{GM}	0.60	0.81	0.95	0.78	0.79
v_{RM}	0.81	0.76	0.95	0.82	0.84
v_{RO}	0.95	0.97	0.95	0.88	0.94

表6 梯度相关特征的 RMSE 参数值

RMSE	JP2K	JPEG	BLUR	FF	ALL
v_{GM}	22.91	20.69	7.35	19.28	17.56
v_{RM}	16.98	22.97	7.72	17.53	16.30
v_{RO}	8.50	7.65	6.96	14.58	9.42

表7 各种评价方法 TID2013 图像集的 SROCC 值

SROCC	JP2K	JPEG	BLUR	FF	ALL
PSNR	0.89	0.91	0.94	0.96	0.92
SSIM	0.94	0.93	0.87	0.97	0.92
BIQI	0.94	0.89	0.81	0.88	0.89
Proposed	0.89	0.88	0.87	0.89	0.89

针对TID2013数据集中23组共115幅模糊图像运用训练的模型得到的质量评价曲线如图4所示,每组包括5张模糊程度的图片。模糊程度越大,得到的预测分数越低,部分模糊图像如图5所示,每幅图像的模糊程度从左到右依次增加。

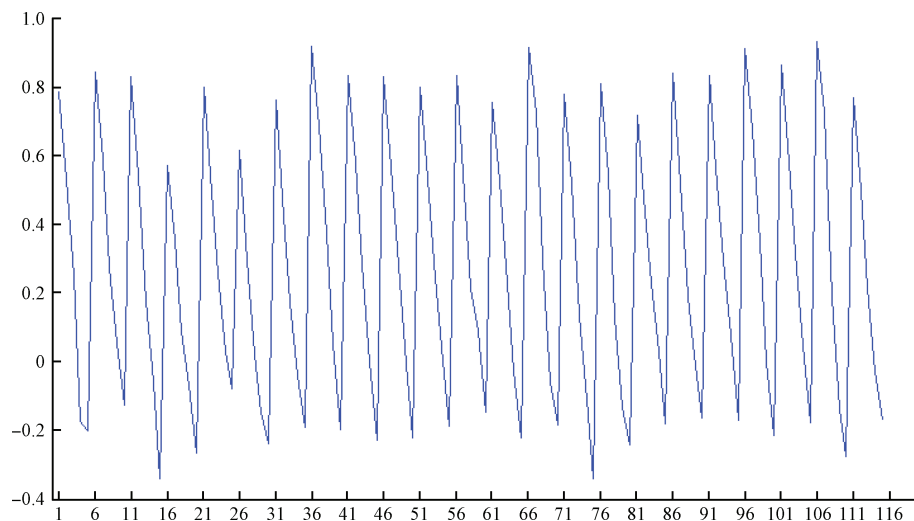


图4 模糊图像测样本预测分数



图5 部分实验样本

4 结 论

本文提出了一种新的无参考图像质量评价方法(基于Adaboost BP神经网络和梯度相关信息评价方法)。实验结果表明,对4类失真(JPEG, JPEG2K, Gaussian blur, Fast fading)图像的仿真试验总体上优于PSNR、SSIM和BIQI 3种评价方法,总体来说,新的算法由于引入了相对梯度信息,很好地反映了图像的边缘纹理结构信息,更符合人眼视觉系统的特性,取得了不错的效果。

参 考 文 献

- [1] 闫钧华,朱可,张婉怡,等. 基于显著性图像边缘的全参考图像质量评价[J]. 仪器仪表学报, 2016, 37(9): 2140-2148.
- [2] 闻新,张婉怡,王嘉轶,等. 基于视觉感知的全参考图像质量评价算法[J]. 电子测量与仪器学报, 2016, 30(11):1780-1789.
- [3] 李俊峰,方建良,戴文战. 基于色彩感知的无参考图像质量评价[J]. 仪器仪表学报, 2015, 36(2): 339-350.
- [4] 王红玉,冯筠,牛维,等. 基于再模糊理论的无参考图像质量评价[J]. 仪器仪表学报, 2016, 37(7): 1647-1655.
- [5] 刘姗姗,郁梅,吕亚奇. 基于联合恰可察觉失真的立体图像质量评价[J]. 电子测量与仪器学报, 2015, 29(12): 1757-1764.
- [6] 袁万立,李朝锋. 结合HVS及SSIM的无参考模糊图像评价方法[J]. 计算机工程与应用, 2013, 49(1): 210-212.
- [7] MITTAL A, SOUNDARARAJAN R, BOVIK A C. Making a "Completely Blind" Image Quality Analyzer[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2013, 20(3):209-212.
- [8] SAAD M A, BOVIK A C, CHARRIER C. DCT statistics model-based blind image quality assessment[C]. IEEE International Conference on Image Processing, 2011:3093-3096.
- [9] 黄隆华,陈志辉,彭小宁,等. 基于梯度及HVS特性的离焦模糊图像质量评价[J]. 计算机应用研究, 2010, 27(2):781-783.
- [10] MOORTHY 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.
- [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): 793-9.
- [12] 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 A Publication of the IEEE Signal Processing Society, 2012, 21(8):3339.
- [13] MOORTHY A K, BOVIK A C. Blind image quality assessment: from natural scene statistics to perceptual quality[J]. IEEE Transactions on Image Processing A Publication of the IEEE Signal Processing Society, 2011, 20(12):3350.
- [14] 吴玉峰,李建,阮雅端,等. 基于BP神经网络QoS到QoE映射模型[J]. 电子测量技术, 2016, 39(1):84-87.
- [15] 司朋举,胡伟. 一种改进的神经网络车牌识别算法研究[J]. 电子测量技术, 2016, 39(10):100-103.

作 者 简 介

邵南平,1992年出生,硕士研究生,主要研究方向为图像处理。
E-mail:snping000@163.com