

基于小波高频奇异值分解的无参考模糊图像质量评价*

黄晓生¹, 严浩¹, 曹义亲², 李亚琴¹
(1. 华东交通大学信息工程学院; 江西 南昌 330013;
2. 华东交通大学软件学院, 江西 南昌 330013)

摘要: 针对传统无参考模糊图像质量评价方法通常需要进行学习训练或构造参考图像再进行质量评价从而导致算法较复杂且计算量大的问题, 文中提出一种简捷有效的图像高频奇异值分解的无参考模糊图像质量评价方法。该方法根据自然图像同尺度不同方向高频子带小波系数相关性随模糊程度加深而降低的特性, 利用奇异值分解获取图像高频子带结构特征, 计算同尺度不同方向高频子带结构特征向量夹角作为质量评价指标。通过LIVE2, CSIQ和TID2013图像数据库实验表明, 提出的方法与主观评价具有较好的一致性, 而且算法无需训练或构造参考图像, 较传统评价算法运行更为简便, 实用性更强。

关键词: 无参考图像质量评价; 小波变换; 模糊图像; 奇异值分解

中图分类号: TN911.73 文献标志码: A 文章编号: 0529-6579(2014)06-0165-06

A No-reference Blur Image Quality Assessment Algorithm Based on Wavelet High Frequency Singular Value Decomposition

HUANG Xiaosheng¹, YAN Hao¹, CAO Yiqin², LI Yaqin¹

(1. School of Information Engineering, East China Jiaotong University, Nanchang 330013, China;
2. School of Software, East China Jiaotong University, Nanchang 330013, China)

Abstract: Traditional no reference blur image quality assessment methods usually need a pre-training and learning or a reference image constructing procedure, this result in the algorithm with high computation cost. Aiming to this, a simple and effective no reference blur image quality assessment algorithm is proposed based on wavelet high frequency coefficients singular value decomposition. The method is build on the observations that the different wavelet high frequency sub-bands in the same scale of an image are highly structural correlation, and the degree of correlation would be reduced as the blur distortion deepening. According to this, the new method first makes wavelet transform to the image, then makes singular value decomposition to the high frequency sub-bands to get their structure information. Finally, the angles, which represents the similarity, between different high frequency sub-bands' structural vectors are calculated and the sum of angles is used as the last objective assessment index. Experiments results show its good effectiveness and performance on LIVE2, CSIQ and TID2013 databases and compared to the traditional no-reference methods, the proposed algorithm is more efficient and practical as it does not need to train or create a reference image.

Key words: no-reference image quality assessment; wavelet transform; blur Image; singular value decomposition

* 收稿日期: 2014-05-15

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61365008); 江西省自然科学基金资助项目(20142BAB207025)

作者简介: 黄晓生(1972年生), 男; 研究方向: 图形图像处理; E-mail: 271541580@qq.com

近年来, 无参考图像质量评价 (No-Reference Image Quality Assessment, NR IQA) 方法的研究非常活跃, 也是将来客观图像质量评价的发展方向^[1]。通常, NR IQA 方法可分为专用型 (Application-Specific) 方法和通用型 (General Purpose) 方法, 专用型是指只对某一种失真有效或只在某一种应用场合有效, 通用型则适用于任何失真及任何场合。由于通用型无参考图像质量评价方法难度较大, 目前大部分研究都是针对专用型^[2]。在专用型 NR IQA 中, 目前针对模糊失真类型的研究较多, Ferzl 等^[3]使用恰可觉察模糊的概念对模糊图像进行评价。Xie Xiaofu 等^[4]人通过将模糊图像经低通滤波器构造近似参考图像结合结构相似度 (Structural Similarity, SSIM) 进行评价。C. L 等^[5]和 Mittal A 等^[6]通过统计原始模糊图像和再模糊图像结构区别, 构建模糊图像质量评价指标。Li Honglin 等^[7]则结合人类视觉特性提出一种改进的二次模糊评价算法。Yin Ying^[8]通过奇异值分解 (Singular Value Decomposition, SVD) 提取模糊图像与其经低通滤波后获得的图像结构特征, 应用广义回归神经网络模型对图像的特征向量进行训练学习, 得到图像的模糊值。Sang Qingbing 等^[9]根据图像相位一致性原理, 通过获取相位一致图像的信息熵、能量、对比度等五个特征, 结合支持向量机 (Support Vector Machine, SVM) 训练建立评价模型。Ciancio 等^[10]则利用多种空域图像特征, 采用神经网络模型对模糊图像进行评价。这些评价算法大体可以归结为两类, 一类是将模糊图像经过滤波处理构造参考图像, 比较图像经过滤波前后特征信息的差异作为评价指标, 如文献 [4-8], 其中文献 [4] 与文献 [8] 通过低通滤波构造近似的原始参考图像, 而文献 [5-7] 将图像经高通滤波构造二次模糊参考图像。另一类是先将图像经过一定的变换获取图像的特性信息, 再利用机器学习与主观得分训练不同特征信息对图像质量的影响, 从而得出最终的评价指标, 如文献 [8-10]。这两类方法中, 第一类方法需要构造参考图像, 而第二类方法需要与主观评价训练学习, 都增加了时间消耗, 计算量大, 实用性不强。

本文根据图像小波分解同尺度不同方向高频子带小波系数的相关性随着模糊程度加深迅速降低、图像高频子带结构差异变大的性质, 利用奇异值分解获取图像高频子带结构特征, 将同尺度不同方向高频子带奇异值向量夹角作为质量评价指标。提出的方法无需训练或构造参考图像, 算法运行简单快

捷, 在三个图像数据库实验验证均表现出与主观评价的一致性, 具有良好的实用性。

1 图像小波分解与模糊失真

对图像进行小波变换, 可得到一系列不同分辨率的子带图像, 其中低频子带是低通滤波的结果, 它主要包含了图像的近似信息; 高频子带是高通滤波的结果, 主要包含了图像的细节信息, 这些细节信息, 通常表现了图像边缘变化的敏锐程度。研究表明, 图像经小波变换后其同尺度不同方向的子带小波系数具有较强的相关性, 尤其是在图像的边缘结构信息中, 相关性更为明显, 而模糊失真图像丢失了图像的高频细节, 使得图像变得平滑, 导致模糊图像的小波高频子带间只具有弱相关性或者无相关性^[11]。从图像空间结构看, 这种相关性反应了图像高频子带间的边缘结构具有相似性, 图像的小波金字塔也显示了各尺度各子带在空间上具有结构相似性^[12]。图 1 (b) - (f) 所示分别为 "parrots" 原始无失真图像与不同程度模糊失真图像的两层小波分解图, 同时图像给出了图像一层小波分解后三个高频子带间小波系数的皮尔逊相关系数的平均值, 从图 1 (b) 可以看出原始图像同尺度不同方向的高频子带之间的边缘结构最为相似, 皮尔逊相关系数 ρ 最大, 而图 1 (c) - (f) 为模糊失

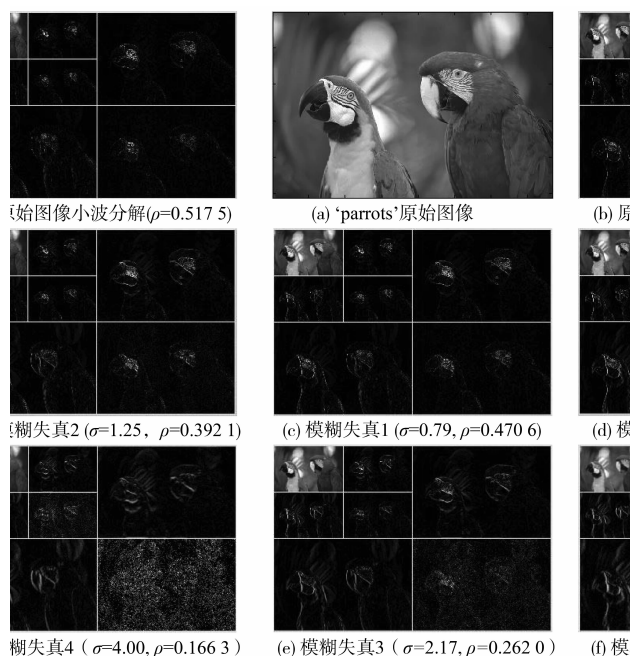


图 1 原始图像与模糊失真图像的小波分解

Fig. 1 The wavelet decomposition of the original image and the blur distorted images

真图像的同尺度异方向高频子带间的边缘结构差异较大，且相关系数 ρ 随着高斯函数标准差 σ 的增加（失真程度的加深）而降低。为此本文利用奇异值分解获取模糊图像高频子带的奇异值向量作为子带的结构特性，通过度量高频子带间奇异值向量的差异可作为图像的客观质量评价。

2 基于高频奇异值分解的图像质量评价算法

2.1 图像的奇异值分解

SVD 是一种将矩阵对角化的数值算法，由于图像可以用二维矩阵表示，因此图像亮度矩阵也可以进行奇异值分解，SVD 具体定义为：若有矩阵 $A \in \mathbf{R}^{m \times n}$ ，则存在正交矩阵（或酉矩阵） $U \in \mathbf{R}^{m \times m}$ 和 $V \in \mathbf{R}^{n \times n}$ 使得 A 可以如（1）式表示出：

$$A = USV^T \quad (1)$$

其中 $S = \begin{bmatrix} S_1 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}$ ， $S_1 = \text{diag}(\delta_1, \delta_2, \dots, \delta_k)$ ，且

对角元素 $\delta_1 \geq \delta_2 \geq \dots \geq \delta_k \geq 0$ ， $k = \text{rank}(A)$ ， U 为左奇异值矩阵，对应的列向量为 A 的左奇异值向量， V 为右奇异值矩阵，对应的向量为 A 的右奇异值向量，由 S_1 对角元素构成的向量为 A 的奇异值向量^[13]。

图像经 SVD 后得出的奇异值向量包含了图像的主要结构信息，若剔除图像的奇异值向量，图像质量将大为改变，如图 2（b）所示为“parrots”原始图像经奇异值分解后将上式中 S_2 换成同维单位矩阵得到的图像，从中可以看出图像的结构信息几乎完全被屏蔽。

图像 SVD 的这种特性在 FR IQA 中有着较为深入的研究^[14-16]，文献 [16] 还通过实验验证了基于 SVD 的评价方法在图像发生平移、旋转、缩放等几何变换时仍能表现出的良好的评价标准。在 NR IQA 领域，殷莹 [8] 也进行了有益的尝试，提出了一种针对模糊图像的无参考图像质量评价算法。该算法首先对图像进行高斯低通滤波变换产生参考图像，其次对高斯低通滤波前后的图像分别进行奇异值分解，然后构造公式计算图像高斯滤波前后的奇异值改变量作为图像的特征向量，最后应用广义回归神经网络模型对图像的特征向量进行训练学习，得到图像的模糊值，取得了较好的效果。但这种方法一方面需要构造参考图像，另一方面还需进行训练学习，增加了算法的复杂度。

由上面分析可知，图像的高频子带表达了图像的细节信息，这些细节信息主要反映了图像中的边

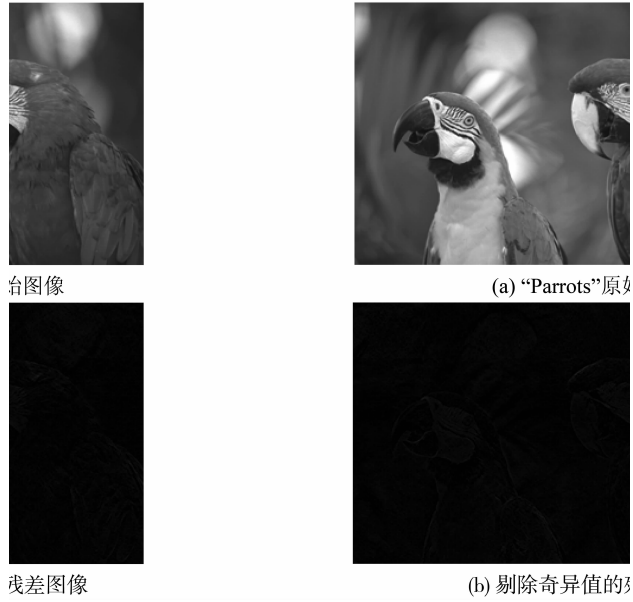


图 2 原始图像与剔除奇异值的图像
Fig. 2 The original image and the image that removed the singular value

缘结构，而 SVD 分解所得的奇异值向量很好地提取图像的边缘结构信息，同时，图像小波变换后其同尺度不同方向高频子带具有较强的相关性，这种相关性随图像的失真程度增加而减弱，并且图像模糊失真主要是引起图像高频信息的变化。因此，本文提出利用 SVD 获取图像不同方向高频子带的结构信息，通过比较高频子带间奇异值向量的差异来度量图像质量。通常，两向量间的差异或相似程度可用向量间的夹角来表示，因此，本文定义下式来表示高频子带 SVD 奇异值向量间的相似程度，并作为度量质量的指标：

$$\text{Angle}(V, \hat{V}) = \arccos \frac{\sum_{i=1}^k (V_i \times \hat{V}_i)}{\sqrt{\sum_{i=1}^k (V_i \times V_i)} \times \sqrt{\sum_{i=1}^k (\hat{V}_i \times \hat{V}_i)}} \quad (2)$$

其中 V 与 \hat{V} 为图像小波分解同层次中不同高频子带的奇异值向量， k 为 V 与 \hat{V} 之间的最小秩，即最小奇异值个数，其值为 $k = \min(\text{rank}(V), \text{rank}(\hat{V}))$ ， $\min(\cdot, \cdot)$ 为求最小值， $\text{rank}(\cdot, \cdot)$ 为求矩阵的秩。一般使用式（2）求向量间夹角前，需对向量中的各元素进行无量纲化处理，使各元素均为非负（文中为图像的高频奇异值向量，所以均为非负数），此时夹角余弦的取值范围为 $[0, 1]$ ，取值越大表明两者越相似，差异越小，当值

为 1 时, 两向量完全相同^[17]。反映在向量夹角上取值范围在 $[0^\circ, 90^\circ]$, 夹角越小, 表明两者线性相关程度越高, 向量的差异越小, 代表图像的质量越好, 反之, 则图像质量越差; 为了形象描述图像模糊失真程度与高频子带间奇异值向量夹角的关系, 本文通过随机选取 LIVE2 数据库中 5 幅原始图像, 并分别加以 8 种不同程度的高斯模糊失真, 得出图像的三个高频子带间奇异值向量夹角之和与失真程度的关系如图 3, 也验证了随着图像模糊的加深, 其高频奇异值向量间的夹角逐渐变大。

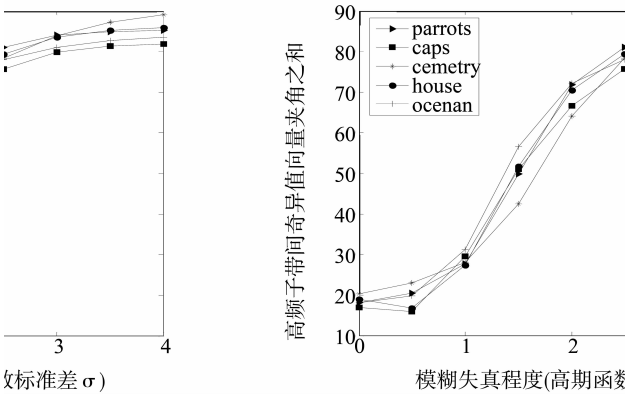


图 3 图像高频奇异值夹角与模糊失真程度
Fig. 3 The angle of high frequency singular value versus blur degree

2.2 基于高频 SVD 的图像质量评价算法

根据前面分析, 本文通过度量图像三个高频分量间的奇异值向量夹角来作为图像的质量评价指标, 提出基于高频子带奇异值分解 (High Frequency Singular Value Decomposition, HFSVD) 评价算法, 其具体步骤如下:

1) 将待测图像经 Harr 小波单层变换获取模糊失真主要改变的三个高频分量: 垂直 (Vertical) 分量 I^v 、水平 (Horizontal) 分量 I^h , 对角线 (Diagonal) 分量 I^d 。

agonal) 分量 I^d 。

2) 利用奇异值分解获取待测图像三个高频分量的奇异值向量: 垂直分量奇异值向量 S^v , 水平分量奇异值向量 S^h , 对角线分量奇异值向量 S^d 。

3) 利用式 (2) 分别计算三个高频分量之间的奇异值向量的夹角: $\text{Angle}(S^v, S^h)$ 、 $\text{Angle}(S^v, S^d)$ 、 $\text{Angle}(S^h, S^d)$ 分别表示垂直分量与水平分量的奇异值向量夹角、垂直分量与对角线分量的奇异值向量的夹角及水平分量与对角线分量的奇异值向量夹角。

4) 最后将上述过程得出的三个高频分量奇异值向量夹角求之和作为图像客观质量评分为: $\text{HFSVD} = \sum_{i \neq j} \text{Angle}(S^i, S^j)$, 其中 $i, j \in \{h, v, d\}$, 代表小波分解水平、垂直、对角高频子带。

3 实验结果与分析

目前在图像评价领域常用的三个公开图像数据库为: 美国德州大学奥斯汀分校的 LIVE2、美国俄克拉荷马州立大学的 CSIQ 以及乌克兰航空航天大学 TID2013^[18-20], 其中 LIVE2 数据库提供 174 幅模糊图像, 含 29 幅原始图像及其按 5 级模糊失真获得的 145 幅失真图像, 给出了所有图像的差分主观评分 (Differential Mean Opinion Score, DMOS) 值, 范围为 0 ~ 100; CSIQ 数据库提供 150 幅模糊图像是通过 30 幅原始图像经历 5 种不同水平失真获得, 给出的 DMOS 范围为 0 ~ 1; 而 TID2013 数据库提供了 125 幅模糊图像, 由 25 幅原始图像经历 5 级不同程度的失真获得, 并给出了所有图像的主观评分 (Mean Opinion Score, MOS), 范围为 0 ~ 9。将提出的 HFSVD 算法分别运用在三个数据库中进行验证, 最终获得图像客观评分与主观评分的散点图如图 4 所示, 从图中可以看出 HFSVD 在三个数据库中都与主观评价具有良好的一致性。

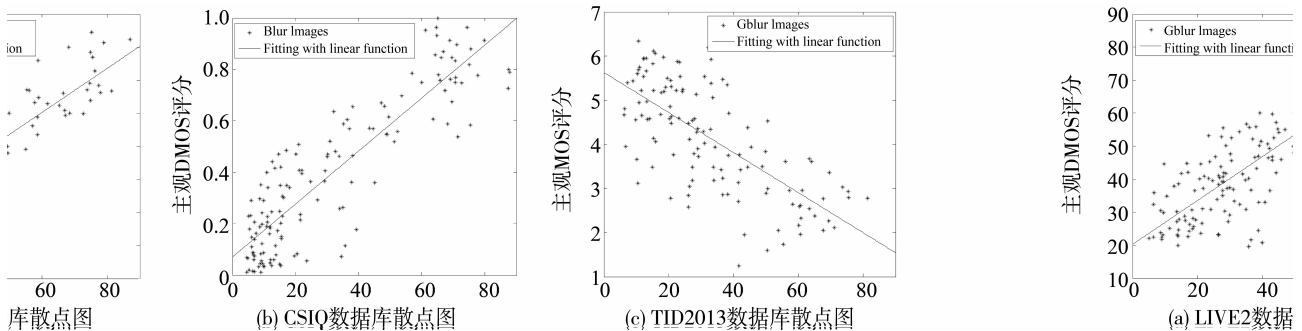


图 4 HFSVD 客观评价与主观评价散点图

Fig. 4 The scatter plots of subjective mean opinion score versus objective HFSVD model index

为进一步分析 HFSVD 算法性能, 将获得的图像客观质量评分与数据库提供的主观评分运用下式带 5 个参数的 logistic 函数进行非线性回归:

$$\text{Quality}(x) = \beta_1 \left(\frac{1}{2} - \frac{1}{1 + \exp(\beta_2(x - \beta_3))} \right) + \beta_4 x + \beta_5 \quad (3)$$

采用常用的两个判断标准来分析客观评价与主观评价的一致性: 非线性回归后得出的评分与主观评分的线性相关系数 (Correlation Coefficient, CC) 及回归后预测评分与主观评分的斯皮尔曼等级秩序相关系数 (Spearman Rank Order Correlation Coefficient, SROCC), 两者的值都在 0~1 之间, 其值越大代表评价算法越接近主观评分。与 FR IQA 相比, 目前 NR IQA 的研究尚处于起步阶段, 还没有一个公认的参考标准, 本文选择文献 [3]、[5]、[7]、[8] 算法进行比较, 结果见如表 1。其中本

文提出的 HFSVD 算法与文献 [3] 均不需要事先构造参考图像和训练学习, 但文献 [3] 结合了人类视觉特性 (Human Visual System, HVS), 增加了复杂性, 而本文算法的 SROCC 和 CC 指标优于文献 [3]。与文献 [7] 算法相比, SROCC 相近, 但文献 [7] 需要构造参考图像增加了计算量, 且其只验证了在 LIVE2 数据库上的有效性。本文算法 SROCC 和 CC 较文献 [5] 及文献 [8] 稍差, 但文献 [5] 与文献 [8] 都需要训练学习, 增加了时间消耗和计算复杂度, 其中性能最好的文献 [8] 还需事先构造参考图像, 而本文算法无需构造参考图像或训练学习, 运行更简单快捷, 在 2.1 GHz 的 Core2 Duo CPU 的 matlab 运行 1 s 大约可评价 5~6 幅分辨率为 768 * 512 的图像。

表 1 本文算法与文献中算法的比较

Table 1 Comparison of the proposed algorithm with the literature

数据库	文献 [3] 算法		文献 [5] 算法		文献 [7] 算法		文献 [8] 算法		本文 HFSVD 算法	
	SROCC	CC	SROCC	CC	SROCC	CC	SROCC	CC	SROCC	CC
LIVE2	0.787 6	0.818 9	0.937 5	0.947 8	0.895 1	-	0.960 4	0.933 7	0.841 8	0.790 6
CSIQ	0.762 5	0.857 2	0.896 3	0.934 7	-	-	0.910 1	0.905 9	0.849 0	0.800 2
TID2013	0.666 7	0.656 7	0.815 4	0.854 7	-	-	0.822 8	0.815 8	0.692 3	0.685 2

4 结 论

针对当前无参考模糊图像质量评价算法中大多数需要事先构造参考图像或需要训练学习, 使得存在的大多数算法计算复杂, 实用起来不够方便的问题, 提出一种基于图像高频奇异值分解的评价方法, 该方法根据图像在小波变换下随着图像模糊失真程度加深, 同尺度不同方向高频子带间小波系数相关性降低、子带间结构差异增加的性质, 结合奇异值分解获取图像三个高频分量的奇异值向量作为各子带的结构特征, 计算三个高频子带间奇异值向量的夹角来反应子带间结构差异并作为最终的图像质量指标。通过在三个数据库上进行的实验, 验证了该方法与主观评价具有较好的一致性, 且本文算法无需构建参考图像或训练学习, 计算简单快捷, 具有良好的推广性。

参考文献:

[1] 蒋刚毅, 黄大江, 王旭, 等. 图像质量评价方法研究进展[J]. 电子与信息学报, 2010, 32(1): 219-226.

[2] 高新波, 路文. 视觉信息质量评价方法[M]. 西安:西安电子科技大学出版社, 2011:105-106.

[3] FERZLI R, KARAM L J. A no-reference objective image sharpness metric based on the notion of just noticeable blur (JNB) [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2009, 18(4): 717-728.

[4] 谢小甫, 周进, 吴钦章. 一种针对图像模糊的无参考质量评价指标[J]. 计算机应用, 2010, 30(4): 921-924.

[5] LI C, YUAN W, BOVIK A C. No-reference blur index using blur comparisons [J]. Electronics Letters, 2011, 47(17): 962-963.

[6] MITTAL A, SOUNDARAJAN, BOVIK A C. Making a "completely blind" image quality analyzer [J]. IEEE Signal Processing letters, 2012, 20(3): 209-212.

[7] 李鸿林, 张琦, 杨大伟. 无参考模糊图像质量评价改进算法[J]. 计算机应用, 2014, 34(3): 797-800.

[8] 殷莹. 基于奇异值分解的无参考模糊图像质量评价方法[J]. 激光与红外, 2013, 43(7): 809-813.

[9] 桑庆兵, 李朝锋, 吴小俊. 基于灰度共生矩阵的无参考模糊图像质量评价方法[J]. 模式识别与人工智能, 2013, 26(5): 492-497.

- [10] CIANCIO A, DA COSTA ALN. no-reference blur assessment of digital pictures based on multi-feature classifiers [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2011, 20(1): 64 - 75.
- [11] 胡晓辉, 张晓颖, 陈俊莲. 一种融合小波变换和数字形态学的图像边缘检测算法[J]. 铁道学报, 2011, 33(3): 45 - 48.
- [12] 郭迎春, 于明, ZHU Qiuming. 基于子带结构相似性分析的 JPEG2000 图像无参考质量评价[J]. 电子与信息学报, 2011, 33(6): 1496 - 1500.
- [13] 张贤达. 矩阵分析与应用[M]. 北京: 清华大学出版社, 2004: 344 - 350.
- [14] MANISH NARWARIA, WEISI LIN. SVD-based quality metric for image and video using machine learning[J]. IEEE Transactions on Systems, 2012, 42(2): 347 - 364.
- [15] 张飞艳, 谢伟, 陈荣元, 等. 基于视觉加权的奇异值分解压缩图像质量评价测度[J]. 电子与信息学报, 2010, 32(5): 1061 - 1065.
- [16] 蹇森, 朱剑英. 基于奇异值分解的图像质量评价[J]. 东南大学学报: 自然科学版, 2006, 36(4): 643 - 646.
- [17] 张宇, 刘雨东, 计钊. 向量相似度测度方法[J]. 声学技术, 2009, 28(4): 532 - 536.
- [18] SHEIKH H R, BOVIK A C, SESHADRINATHAN K, et al. Image and video quality assessment research at LIVE 2004[EB/OL]. [2014 - 04 - 12]. <http://live.ece.utexas.edu/research/quality/>.
- [19] LARSON E C, CHANDLER D M. Categorical image quality (CSIQ) database 2009[EB/OL]. [2014 - 04 - 13]. <http://vision.okstate.edu/?loc=csiq/>.
- [20] PONOMARENKO N, LUKIN V, ZELENSKY A, et al. tampere Image Database 2013 (TID 2013) [EB/OL]. [2014 - 04 - 13]. <http://www.ponomarenko.info/tid2013/>.

· 简讯 ·

本刊再次入选中国百种杰出学术期刊 和中国精品科技期刊

据科技部中国科技信息研究所 2014 年 9 月 26 日在北京举办的中国科技论文统计结果发布会的信息, 中山大学学报 (自然科学版) 再次被评选为中国百种杰出学术期刊, 连续第三届入选中国精品科技期刊。

近年来中山大学学报 (自然科学版) 办刊指标稳步提升, 2014 年扩展总被引频次为 1745, 扩展影响因子为 0.578, 他引率为 0.94, 基金论文比为 0.911, 在综合大学学报类 63 种期刊中综合评价总分排名第 4 位, 学科扩散指标 8.94, 排名第 1 位。

中山大学学报 (自然科学版) 不断改革创新, 完善编辑出版的各项规章制度, 主动组织优质稿件, 在办刊工作中取得了新的进步与提高。

(本刊通讯员)