

基于高阶相位一致性的混合失真图像质量评价

侯春萍, 马彤彤, 岳广辉*, 冯丹丹, 刘月

天津大学电气自动化与信息工程学院, 天津 300072

摘要 混合失真图像质量评价是图像质量评价(IQA)领域的重点和难点,基于高阶相位一致性,提出了一种混合失真无参考IQA算法。计算了高阶相位一致性用于捕捉图像结构信息,应用灰度共生矩阵分别提取了4阶相位一致性图像的统计特征;在分析相邻阶相位一致性的相关性及其局部熵的相关性的基础上,分别计算了相邻阶相位一致性及其局部熵的互信息和交叉熵;利用支持向量回归机制建立回归模型并进行质量预测。在MLIVE和MDID2013数据库上的实验结果表明,该算法的评价结果与主观评价分数具有很高的一致性,其性能优于当今主流的全参考和无参考IQA算法。

关键词 图像处理;混合失真图像质量评价;高阶相位一致性;灰度共生矩阵;相关性

中图分类号 TN919.8 **文献标识码** A

doi: 10.3788/LOP54.071001

Multiply-Distorted Image Quality Assessment Based on High-Order Phase Congruency

Hou Chunping, Ma Tongtong, Yue Guanghui, Feng Dandan, Liu Yue

School of Electrical and Information Engineering, Tianjin University, Tianjin 300072, China

Abstract Image quality assessment for multiply-distorted images is the emphasis and difficulty in image quality assessment (IQA) field. Based on the high-order phase congruency, a no-reference IQA method for multiply-distorted images is proposed. The high-order phase congruency is computed to capture the structural information of the image. The statistical features of four orders phase congruency are extracted by gray level co-occurrence matrix, respectively. And, based on the analysis of the correlation between adjacent orders of phase congruency and the correlation between adjacent orders of local entropy of phase congruency, the mutual information and cross entropy of that are calculated. The support vector regression is utilized to build a regression model and then it is used for quality predicting. The experimental results on MLIVE and MDID2013 databases show that the proposed method has high consistency with the subjective evaluation scores and outperforms the state-of-the-art full-reference and no-reference IQA metrics.

Key words image processing; image quality assessment for multiply-distorted images; high-order phase congruency; gray level co-occurrence matrix; correlation

OCIS codes 100.2000; 100.2960; 110.3000; 080.1235

1 引言

在自然图像、红外图像和遥感图像等采集、传输、处理过程中,会引入不同程度和不同类型的图像失真^[1]。目前,大多数图像质量评价(IQA)算法是针对单失真类型的,而在实际的图像处理系统中,图像往往同时包含多种失真类型,因此建立针对混合失真图像的质量评价模型显得尤为重要。在混合失真图像质量评价中,每种失真之间相互作用而不是简单的叠加,导致图像质量的变化非常复杂,因此对混合失真图像进

收稿日期: 2017-01-12; **收到修改稿日期:** 2017-03-08

基金项目: 国家自然科学基金面上项目(61471262)、重点国际(地区)合作研究项目(61520106002)、教育部博士点基金(20130032110010)

作者简介: 侯春萍(1957—),女,博士,教授,主要从事图像处理方面的研究。E-mail: hcp@tju.edu.cn

* **通信联系人。** E-mail: yueguanghui@tju.edu.cn

行质量评价存在很大的困难。

Gu等^[2]首先将图像进行噪声估计、图像去噪、模糊度测量和JPEG压缩失真质量估计,然后基于人眼视觉系统,将计算得到的图像特征融合为图像质量分数,实现对混合失真图像质量评价。随后,他们又利用混合失真联合效应对算法进行改进,进一步提出基于六步图像处理的图像质量评价模型(SISBLIM)^[3]算法。文献[4]提出了一种较为简洁的算法,首先计算了失真图像的梯度,然后利用局部二值模式^[5]对梯度图中具有相同模式的像素点的梯度幅值进行统计,实验表明,该算法具有很好的评价效果。

上述算法虽然在解决混合失真图像质量评价问题上取得了一定的效果,但是客观预测结果与人类主观感知还有一定差距。基于此,本文提出了一种基于高阶相位一致性的混合失真无参考图像质量评价算法:1)利用灰度共生矩阵(GLCM)分别计算了4阶相位一致性图像的统计特征;2)计算了相邻阶相位一致性图像以及相邻阶相位一致性局部熵之间的互信息及交叉熵;3)考虑到观看距离会影响人类感知图像质量,通过低通滤波和下采样,对多尺度图像进行上述特征提取;4)利用支持向量机建立了图像特征向量与图像质量分数的映射关系模型。实验结果表明,本文算法与人类的主观感受一致性高,取得了良好的混合失真图像质量评价效果。

2 高阶相位一致性及其相关性分析

2.1 高阶相位一致性

生理学和神经科学研究表明,人类视觉系统在感知图像时,不仅关注图像的线条及边缘特征,而且会通过图像纹理对图像失真程度进行判断。图像边缘和纹理可以统称为图像结构信息。图像纹理可以通过分析图像的高阶梯度来获取,其中,一阶梯度可以得到图像中物体表面的斜率信息,二阶梯度可以获取图像的曲率等几何特征,而更高阶的图像梯度可以得到更加精细的图像结构特征^[6]。常用的图像梯度算子是通过分析图像中像素点间的关系来获取图像结构信息的,并未考虑人类视觉特性,因此,本文利用图像相位一致性提取图像结构特征。

相位一致性是一种基于人类视觉特性的图像边缘检测算法,它认为人类视觉系统感知的图像特征集中在图像各谐波分量相位最一致的点上。与传统的基于梯度函数的边缘检测方法相比,相位一致性在图像边缘检测的准确性和定位精度上都取得了更好的效果^[7]。采用Kovesi^[8]提出的相位一致性模型,通过连续求图像的相位一致性,可以获得高阶相位一致性图像。对于图像中像素点 a ,其相位一致性值可表示为

$$P(a) = \frac{\sum_n W(a) [A_n(a) \Delta \phi_n(a) - T]}{\sum_n A_n(a) + \epsilon}, \quad (1)$$

式中 $W(a)$ 为滤波器频带加权值; $A_n(a)$ 为第 n 个傅里叶分量的幅值; T 为噪声干扰阈值; ϵ 为一个非常小的常数,用于防止分母为0;符号 $[\]$ 表示如果该符号中的值为正,则为其本身,否则为0; $\Delta \phi_n(a)$ 为相位偏移函数,可表示为

$$\Delta \phi_n(a) = \cos[\phi_n(a) - \bar{\phi}(a)] - |\sin[\phi_n(a) - \bar{\phi}(a)]|, \quad (2)$$

式中 $\phi_n(a)$ 表示 a 处第 n 个傅里叶分量的相位值; $\bar{\phi}(a)$ 为使 $P(a)$ 在 a 处取最大值时其傅里叶各分量局部相角的加权平均。

为了更直观地说明每阶相位一致性图像能获取不同的图像特征,图1给出了一幅原始自然图像及其各阶相位一致性图像。图中,一阶相位一致性图提取了图像的边缘特征,可以从中看出鸚鵡的大致轮廓,但是并不能得到其羽毛的细节信息。二阶相位一致性在提取图像细节特征上明显优于一阶相位一致性图像,鸚鵡羽毛的纹理和图像的背景细节都被提取出来。随着阶数的增加,相位一致性图像将捕捉到更多的图像细节。

由于图像失真会导致图像结构衰退,不同失真水平的图像将表现出不同程度的空间频率丢失,图像失真水平越大,相应的空间频率丢失越多,图像结构衰退越严重^[9]。因此,可以通过量化图像的结构衰退程度来判断图像的失真水平。高阶相位一致性能提取图像的边缘和纹理等结构特征,因此,本文提出了一种基于高阶相位一致性的混合失真无参考图像质量评价算法,从高阶相位一致性的角度去分析图像并进行特征提取以反映图像的失真程度,其流程如图2所示。



图1 原始图像及其各阶相位一致性图像。(a)参考图;(b)一阶;(c)二阶;(d)三阶;(e)四阶

Fig. 1 Reference image and its multiple order phase congruency images.

(a) Reference image; (b) first order; (c) second order; (d) third order; (e) fourth order

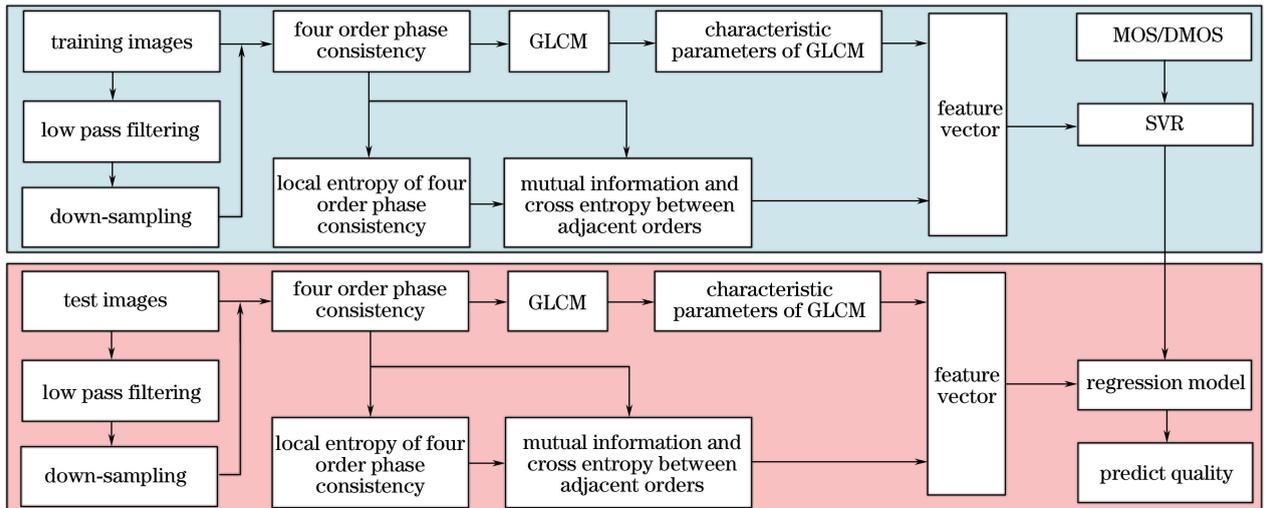


图2 算法流程图

Fig. 2 Flow chart of the proposed method

2.2 相邻阶相位一致性的相关性及相邻阶相位一致性局部熵的相关性

仅提取图像的结构特征并不能完全反映图像质量的变化规律,为了建立预测结果更为准确的图像质量评价模型,需进一步提取能反映图像失真类型和失真程度的特征。由于相邻阶相位一致性图像间存在图像信息的传递,因此,它们之间会存在一定的相关性。可以认为,图像失真除了与各阶相位一致性特征图的统计特性密切相关之外,还可能影响相位一致性特征图之间的相关性。通过分析相邻阶相位一致性特征图之间的相关性,验证图像失真对相关性的影响。同时,考虑到图像信息的丰富程度也能很好地反映图像的失真情况,进一步计算了每阶相位一致性图的局部熵,并分析了图像失真对相邻阶相位一致性局部熵的相关性影响。局部熵具体定义为:设 $f(i, j)$ 为图像 I 中 (i, j) 处的像素点的灰度值, $M \times N$ 为以 (i, j) 为中心点的局部窗口,则 $f(i, j)$ 的局部熵为

$$H = - \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N p_{ij} \lg(p_{ij}), \quad (3)$$

式中 $p_{ij} = \frac{f(i, j)}{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N f(i, j)}$, 本文局部窗口为常用值 3×3 。

为了分析不同失真类型对图像的相邻阶相位一致性的相关性、相邻阶相位一致性局部熵的相关性影响,以四阶为例,计算了混合失真图像数据库(MLIVE^[10])中 15 幅无失真图像以及所有类型失真图像的相邻阶相位一致性相关系数、相邻阶相位一致性局部熵的相关系数。对于同种失真类型图像的各分量相关系数取平均,并计算其方差。测试结果如表 1 所示,其中 $C_{l,s}$ 表示第 l 和 s 阶图像的相关系数。相关系数为

$$C = \frac{\sum_i^m \sum_j^n (X_{ij} - \bar{X})(Y_{ij} - \bar{Y})}{\sqrt{\sum_i^m \sum_j^n (X_{ij} - \bar{X})^2 (Y_{ij} - \bar{Y})^2}}, \quad (4)$$

式中 X 和 Y 为大小均为 $m \times n$ 的两幅图像, X_{ij} 和 Y_{ij} 分别为 X 和 Y 中 (i, j) 处的像素值, \bar{X} 和 \bar{Y} 分别为 X 和 Y 的像素值的均值。其中, $0 \leq C \leq 1$, C 越大表示两幅图像的相关性越强。

表 1 MLIVE 数据库中原始图像及其失真图像的相邻阶相位一致性间的相关系数和局部熵间的相关系数

Table 1 Correlation coefficient and local entropy of phase congruency between adjacent orders for reference images and distorted images on MLIVE database

		Phase congruency			Local entropy of phase congruency		
		Reference	Blur+jpeg	Blur+noise	Reference	Blur+jpeg	Blur+noise
$C_{1,2}$	Mean	0.7832	0.6858	0.6193	0.6686	0.5687	0.6450
	Standard deviation	0.0310	0.0838	0.0602	0.0369	0.0744	0.0717
$C_{2,3}$	Mean	0.8450	0.8039	0.7164	0.8233	0.7420	0.7634
	Standard deviation	0.0276	0.0348	0.0737	0.0132	0.0678	0.0700
$C_{3,4}$	Mean	0.8527	0.8321	0.7682	0.8455	0.8267	0.8295
	Standard deviation	0.0256	0.0209	0.0494	0.0136	0.0224	0.0230

由表 1 可知,对于不同失真类型的图像,相邻阶相位一致性的相关性和相邻阶相位一致性局部熵的相关性不仅与无失真图像不同,各种失真类型之间也存在差异。两种失真图像的相关性全都低于无失真图像,blur+jpeg 失真图像的相邻阶相位一致性的相关性均高于 blur+noise 失真图像,而对于相邻阶相位一致性局部熵的相关性,blur+jpeg 失真图像均低于 blur+noise 失真图像。这说明不仅可以通过两类相关系数的大小来判断图像是否失真,还可以根据相关系数的下降程度,辨别图像的失真类型。因此,可以利用相邻阶相位一致性以及其局部熵的相关性进行混合失真图像质量评价。

3 基于高阶相位一致性的无参考混合失真图像质量评价

3.1 高阶相位一致性的统计特性提取

原始自然图像的像素点分布会呈现一定的统计特性,图像失真会造成图像结构的破坏,进而改变自然图像及其特征图像的统计特征。GLCM^[11]能反映图像灰度在不同方向、不同间隔下变化幅度及快慢的综合信息,是分析图像结构信息的重要工具,利用 GLCM 对图像的结构信息进行统计。由于图像失真的显著特点是图像清晰度下降、灰度分布不均、图像的局部相关性变差等,因此选取 GLCM 的 4 个特征值作为图像的特征向量,即对比度、相关性、能量和同质性,这 4 个特征值分别描述了图像的清晰度、局部灰度相关性、灰度分布的均匀程度和图像局部变化的大小。具体的特征提取过程如下:

- 1) 分别计算失真图像的第 1、2、3 和 4 阶相位一致性图像,多于或少于 4 阶都不能获得更好的性能;
- 2) 计算每阶相位一致性图像的 GLCM,其中 GLCM 使用最常用的参数设置,即间隔距离为 1,方向分别取 $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$,最终每阶相位一致性图像上计算得到 4 个 GLCM,总共得到 16 个 GLCM;
- 3) 计算每个 GLCM 的对比度、相关性、能量和同质性,共得到 64 维图像特征。

3.2 相邻阶相位一致性及其局部熵的相关特性提取

图像失真会引起相邻阶相位一致性及其局部熵的相关性变化,为了进一步分析它们之间的关系,采用了互信息和交叉熵分别测量其相关性和差异性。

互信息是对两幅图像的灰度分布相关性的度量,它不依赖于两幅图像灰度值之间的关系,而是对它们的灰度级出现的概率进行统计。设两幅图像 Y 和 S ,记两幅图像的熵分别为 $H(Y)$ 、 $H(S)$,联合熵为 $H(Y, S)$,则:

$$H(Y) = - \sum_h P_Y(h) \lg P_Y(h), \quad (5)$$

$$H(S) = - \sum_k P_S(k) \lg P_S(k), \quad (6)$$

$$H(Y, S) = - \sum_{h, k} P_{YS}(h, k) \lg P_{YS}(h, k), \quad (7)$$

式中 $h \in Y, k \in S, P_Y(h)$ 和 $P_S(k)$ 分别为图像 Y 和 S 的概率分布, $P_{YS}(h, k)$ 表示两幅图像的联合分布。两幅图像的互信息可以表示为

$$M(Y, S) = H(Y) + H(S) - H(Y, S). \quad (8)$$

交叉熵通过反映图像灰度分布的差异来测量图像信息的传递。设两幅图像 Y 和 S , 其归一化后的灰度直方图分别为 $E = \{e_0, e_1, \dots, e_{L-1}\}$ 和 $Q = \{q_0, q_1, \dots, q_{L-1}\}$, 则 Y 和 S 的交叉熵可记为

$$D(E, Q) = \sum_{i=0}^{L-1} e_i \ln \frac{e_i}{q_i}. \quad (9)$$

具体特征提取过程为:1) 计算失真图像的 4 阶相位一致性及其每阶相位一致性的局部熵;2) 分别计算相邻阶相位一致性及其相邻阶相位一致性局部熵的互信息和交叉熵, 得到 6 个互信息和 6 个交叉熵, 共 12 维特征。

由于不同观看距离下, 人眼可观看不同尺度的图像, 图像尺度会影响人类视觉系统对图像的感知^[12], 因此, 通过低通滤波和下采样提取了不同尺度图像的特征。研究表明, 取 3 尺度时能获得最好的图像质量评价结果, 共得到 228 维图像特征。为提高算法的普适性, 本文算法中所有图像均提取 3 尺度下 4 阶高阶相位一致性的图像特征。参数设置的合理性, 将在 4.5 节进行实验验证与说明。

3.3 图像质量评价

支持向量回归(SVR)机^[13-14]通过非线性变换完成原空间中的非线性回归, 是解决非线性问题的常用工具。在图像质量评价中常用来实现图像质量预测, 其实现过程可以分为训练和测试两个阶段。在训练阶段, 将测试集的特征向量和主观质量分数输入到 SVR 中并训练得到一个回归模型, 即图像特征到主观质量分数的映射关系模型; 在测试阶段, 将测试图像的特征向量输入到回归模型, 即可得到预测的图像质量分数。利用台湾大学林智仁博士等开发设计的 LIBSVM-3.18 工具包中的 epsilon-SVR, 其中核函数采用径向基函数。

4 实验结果与性能分析

4.1 数据库及实验算法

实验数据库包括 MLIVE^[10] 和 MDID2013^[2] 数据库, 其具体信息如表 2 所示。

表 2 MLIVE 及 MDID2013 数据库描述

Table 2 MLIVE and MDID2013 database description

Database	Reference image	Distortion type	Distorted image
MLIVE	15	Blur+jpeg	225
		Blur+noise	225
MDID2013	12	Blur+jpeg+noise	324

采用国际图像质量评价组推荐的三种性能指标, 即斯皮尔曼相关系数(SROCC)、皮尔森线性相关系数(PLCC)和均方根误差(RMSE)。当 SROCC 和 PLCC 值接近于 1 且 RMSE 值接近于 0 时, 表明算法的客观评价结果与人类主观感受越一致, 预测结果越好。

具体实验过程设置如下:1) 将图像数据库随机分为无重叠的训练集和测试集, 训练集占图像总数的 80%;2) 将训练集图像的特征向量和主观质量分数输入 SVR 中进行训练学习, 获得图像特征到主观质量分数的映射关系模型, 用此模型对测试集图像进行测试;3) 计算客观预测分数与主观评价分数之间的 SROCC、PLCC 和 RMSE 值。将上述过程重复 1000 次, 取 SROCC、PLCC 和 RMSE 的中值作为最终的评价结果。

4.2 性能分析与比较

将本文算法与主流的全参考图像质量评价算法如结构相似性(SSIM)^[15]、针对明显失真图像的质量评价方法(MAD)^[16]、基于特征相似性的图像质量评价方法(FSIM)^[17]和基于梯度差的全参考图像质量评价方法(GMSD)^[18], 及无参考图像质量评价算法如基于时域特征的图像质量评价方法(BRISQUE)^[19]、自然图像无参考图像质量评价方法(IL-NIQE)^[20]、GMLOG^[21]、基于五步图像处理的图像质量评价模型

(FISBLIM)^[2]、基于六步图像处理的图像质量评价模型(SISBLIM)^[3]和基于梯度权值的局部二值模式的图像质量评价方法(GWH-GLBP)^[4]在 MLIVE 和 MDID2013 数据库上进行了比较。同时,为了验证本文算法提取的不同特征对最终性能的影响,分别将高阶相位一致性的统计特性和相邻阶相位一致性及其局部熵的相关特性作为图像特征进行单独测试,分别记为 Pro A 和 Pro B。实验结果如表 3 所示,其中右上角用“*”标记的算法为混合失真图像质量评价算法,本文算法记为 Pro,性能排在首位的算法用粗体标出。

表 3 MLIVE 和 MDID2013 数据库上 1000 次迭代测试的 SROCC、PLCC 和 RMSE 中值

Table 3 Median SROCC, PLCC and RMSE across 1000 train-test trails on MLIVE and MDID2013 database

IQA type	IQA model	MLIVE			MDID2013		
		SROCC	PLCC	RMSE	SROCC	PLCC	RMSE
FR	SSIM ^[15]	0.8604	0.8915	8.5694	0.4873	0.4852	0.0444
	MAD ^[16]	0.8646	0.8944	8.4597	0.7507	0.7471	0.0338
	FSIM ^[17]	0.8933	0.8635	8.4990	0.6436	0.5817	0.0389
	GMSD ^[18]	0.8817	0.8519	8.9221	0.8291	0.8283	0.0284
NR	BRISQUE ^[19]	0.9022	0.9260	7.0193	0.8734	0.8901	0.0227
	IL-NIQE ^[20]	0.9012	0.9145	7.5371	0.7071	0.7105	0.0326
	GMLOG ^[21]	0.8341	0.8712	9.1635	0.8241	0.8315	0.0274
	FISBLIM* ^[2]	0.8560	0.8801	8.9622	0.7721	0.7343	0.0354
	SISBLIM* ^[3]	0.8781	0.8949	8.4386	0.8079	0.8140	0.0295
	GWH-GLBP* ^[4]	0.9412	0.9476	6.0444	0.8967	0.9121	0.0191
Proposed	Pro A	0.9475	0.9477	6.0109	0.9076	0.9223	0.0192
	Pro B	0.8226	0.8386	10.5845	0.8760	0.9042	0.0209
	Pro	0.9484	0.9523	5.7323	0.9203	0.9226	0.0182

从表 3 中可以得出以下结论:

1) 算法在 MLIVE 数据库上的性能要高于 MDID2013 数据库。这是由于 MDID2013 数据库包含了三种失真类型的混合失真图像,MLIVE 为混合两种失真类型的图像数据库,相比之下,MDID2013 的图像失真情况更为复杂,对其进行质量评价更加困难。

2) 在本文算法中,Pro A 比 Pro B 性能更好,说明 Pro A 在提出的混合失真图像质量评价模型中贡献大于 Pro B,但两者组合之后,性能最高,说明提取的相邻阶相位一致性及其局部熵的相关特性能有效解决混合失真图像质量评价问题。

3) 本文算法性能明显高于主流的全参考和无参考图像质量评价算法。这是由于这些全参考以及无参考图像质量评价算法主要用于评价单失真图像,将其应用在混合失真图像质量评价中,并不能取得很好的效果。

4) 与 FISBLIM、SISBLIM 和 GWH-GLBP 算法相比,本文算法性能最好,说明与现有的混合失真图像质量评价算法相比,本文算法具有非常强的竞争力。

为了更直观验证本文质量评价模型的性能,对不同失真类型和失真水平的图像质量进行了预测,并与 SSIM、IL-NIQE 和 GWH-GLBP 算法的测试结果进行了比较。如图 3 所示,每行失真图像从左至右,主观评分差值(DMOS)越来越大,图像失真越来越严重。从图 3 中可以看出,对于不同失真类型的图像,本文算法的质量评价结果都与主观评价结果一致,随着图像失真水平的增大,预测分数单调增大。对于图 3(a)中第一、二幅图像,尽管失真程度很接近,但是本文算法依然能够区分不同的失真水平,与主观分数 DMOS 值呈相同的变化规律;然而,SSIM、IL-NIQE 和 GWH-GLBP 算法在评价这两幅图像时,与主观评分结果并不一致。说明本文算法在图像质量预测的准确性和图像失真水平的分辨力上都优于其他比较算法。

4.3 图像质量评价模型的差异显著性检验

从表 3 中可以看出,不同算法在性能上存在一定的差异,但是并不能确定这种差异具有统计显著性。因此在 MDID2013 和 MLIVE 数据库上取 1000 次实验后获得的 SROCC 值进行了 t 检验,结果如图 4 所示。置信区间为 95%,零假设为对应行上的算法与对应列上的算法的 SROCC 均值相等,备择假设为对应行上的算法的 SROCC 均值高于对应列上的算法的 SROCC 均值。在图 4 中,“1”表示对应行上的算法性能显著高

(a) blur+jpeg						
	DMOS: 7 SSIM: 0.8668 IL-NIQE: 22.2886 GWH-GLBP: 10.8462 Pro.: 13.3382	DMOS: 7.4737 SSIM: 0.8962 IL-NIQE: 21.0645 GWH-GLBP: 9.4219 Pro.: 14.6953	DMOS: 54 SSIM: 0.5809 IL-NIQE: 49.4385 GWH-GLBP: 50.0204 Pro.: 55.2193	DMOS: 66.3158 SSIM: 0.5011 IL-NIQE: 71.1589 GWH-GLBP: 65.4047 Pro.: 69.9171		
	(b) blur+noise					
		DMOS: 10.6667 SSIM: 0.9157 IL-NIQE: 19.6912 GWH-GLBP: 12.2806 Pro.: 16.2109	DMOS: 22 SSIM: 0.8348 IL-NIQE: 26.8638 GWH-GLBP: 31.6821 Pro.: 28.6535	DMOS: 62.3889 SSIM: 0.5433 IL-NIQE: 77.6602 GWH-GLBP: 63.3336 Pro.: 65.9808	DMOS: 66.5556 SSIM: 0.2931 IL-NIQE: 79.6245 GWH-GLBP: 67.7884 Pro.: 72.6598	
(c) blur+jpeg +noise						
		DMOS: 0.3496 SSIM: 0.7293 IL-NIQE: 57.8213 GWH-GLBP: 0.3266 Pro.: 0.3639	DMOS: 0.3651 SSIM: 0.4902 IL-NIQE: 81.7173 GWH-GLBP: 0.3614 Pro.: 0.3929	DMOS: 0.3985 SSIM: 0.3837 IL-NIQE: 83.1166 GWH-GLBP: 0.3712 Pro.: 0.4073	DMOS: 0.5023 SSIM: 0.2440 IL-NIQE: 95.2711 GWH-GLBP: 0.4839 Pro.: 0.4988	

图3 不同失真类型和失真水平图像的质量预测结果。

(a) blur+jpeg 失真图像; (b) blur+noise 失真图像; (c) blur+jpeg+noise 失真图像

Fig. 3 Quality prediction results of images at different distortion types and distortion levels.

(a) Blur+jpeg distortion images; (b) blur+noise distortion images; (c) blur+jpeg+noise distortion images

于对应列上的算法,“0”代表对应行上的算法的性能等于或低于对应列上的算法。由图4可知,除了与自身的 t 检验结果为0外,本文算法对应行均为“1”,说明本文算法显著优于主流的全参考和无参考图像质量评价算法。

MLIVE	SSIM	MAD	FSIM	BRISQUE	IL-NIQE	GMLOG	FISBLIM	SISBLIM	GWH-GLBP	Pro.
SSIM	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0
MAD	1	0	0	0	0	0	1	1	0	1
FSIM	1	1	0	1	0	0	1	1	1	0
GMSD	1	1	0	0	0	0	1	1	1	0
BRISQUE	1	1	1	1	0	1	1	1	1	0
IL-NIQE	1	1	1	1	0	0	1	1	1	0
GMLOG	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1
FISBLIM	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0
SISBLIM	1	1	0	0	0	0	1	1	0	0
GWH-GLBP	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0
Pro.	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0

MDID2013	SSIM	MAD	FSIM	BRISQUE	IL-NIQE	GMLOG	FISBLIM	SISBLIM	GWH-GLBP	Pro.
SSIM	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
MAD	1	0	1	0	0	1	0	0	0	0
FSIM	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
GMSD	1	1	1	0	0	1	1	1	1	0
BRISQUE	1	1	1	1	0	1	1	1	1	0
IL-NIQE	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0
GMLOG	1	1	1	0	0	1	0	1	1	0
FISBLIM	1	1	1	0	0	1	0	0	0	0
SISBLIM	1	1	1	0	0	1	0	1	0	0
GWH-GLBP	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0
Pro.	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0

图4 (a) MLIVE数据库和(b) MDID2013数据库上的SROCC值 t 检验结果Fig. 4 Results of the t -test performed between SROCC values on (a) MLIVE and (b) MDID2013 databases

4.4 算法稳健性

算法的稳健性是衡量算法性能的另一重要标准,在MLIVE数据库中取30%~90%的图像作为训练集,用4.1节算法进行实验,获得的SROCC值如图5所示,可以看出,随着训练集图像数量的增大,SROCC值

增大,但是增加幅度较小,当训练集仅为 40%时,SROCC 值已达到 0.88 以上。因此,本文算法对图像训练集的大小具有较好的稳健性。

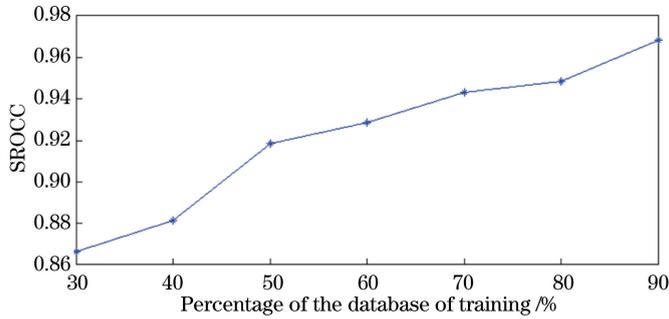


图 5 不同训练比例下测得的 SROCC 值

Fig. 5 SROCC value measured under different training ratios

4.5 参数设置

实验采用 MLIVE 数据库中所有失真图像。本文算法需要确定的参数包括图像变换尺度和相位一致性阶数,为了得到上述参数,利用 4.1 节算法进行了两组实验。第一组实验中,图像阶数固定为 4,分别将图像尺度设置为 1~5,第二组实验将图像尺度固定为 3,相位一致性阶数分别为 2~5。实验结果如图 6 所示。图 6(a)横坐标为图像尺度,纵坐标为 SROCC 值。图 6(b)横坐标为相位一致性阶数,纵坐标为 SROCC 值。由图 6 可知,当阶数设置为 4,图像尺度设置为 3 时,SROCC 值最高,质量评价模型性能最好。

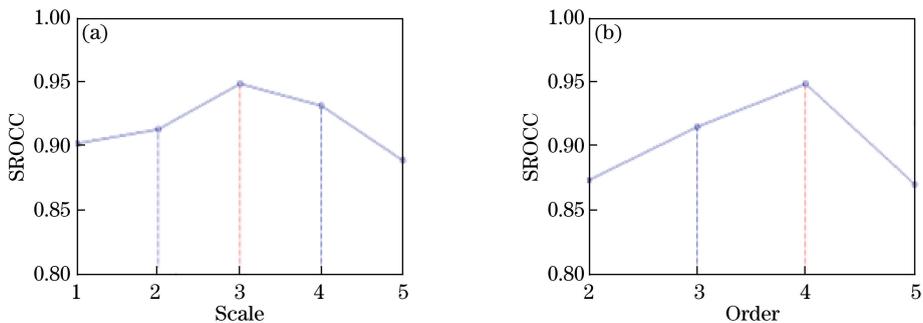


图 6 (a)不同尺度下测得的 SROCC 值;(b)不同阶数下测得的 SROCC 值

Fig. 6 (a) SROCC value measured under different scales; (b) SROCC value measured under different orders

5 结 论

通过分析高阶相位一致性模型、相邻阶相位一致性以及其局部熵的相关性,提出了一种混合失真图像的无参考质量评价模型。为了证明该算法的有效性,在数据库上测试了算法的性能以及稳健性。实验结果表明,该算法的性能显著优于主流的全参考和无参考图像质量评价方法,与主观评价的相关性强,且本文算法具有较好的稳健性。随着红外图像和遥感图像的普及,在以后的科研工作中,图像质量评价算法将陆续应用到红外和遥感图像质量评价中,将对图像的采集、传输、显示系统性能的提升具有更大的实际意义。

参 考 文 献

- [1] Xue Xiaobo, Yu Mei, He Meiling. Stereoscopic image-quality-assessment method based on visual cell model[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2016, 53(4): 041004.
薛小波, 郁梅, 何美玲. 基于仿视觉细胞模型的立体图像质量评价方法[J]. 激光与光电子学进展, 2016, 53(4): 041004.
- [2] Gu K, Zhai G, Liu M, *et al.* FISBLIM: a five-step blind metric for quality assessment of multiply distorted images [C]. 2013 IEEE Workshop on Signal Processing Systems (SiPS), 2013: 241-246.

- [3] Gu K, Zhai G, Yang X, *et al.* Hybrid no-reference quality metric for singly and multiply distorted images[J]. IEEE Transactions on Broadcasting, 2014, 60(3): 555-567.
- [4] Li Q, Lin W, Fang Y. No-reference quality assessment for multiply-distorted images in gradient domain[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2016, 23(4): 541-545.
- [5] Li Chengfei, Chen Xinhua. Vehicle type recognition based on combining local binary pattern and Hu matrix feature[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2016, 53(10): 101503.
李澄非, 陈新华. 融合局部二值模式和 Hu 矩特征的车辆识别[J]. 激光与光电子学进展, 2016, 53(10): 101503.
- [6] Ghosh K, Sarkar S, Bhaumik K. Understanding image structure from a new multi-scale representation of higher order derivative filters[J]. Image and Vision Computing, 2007, 25(8): 1228-1238.
- [7] Yuan Weiqi, Fan Yonggang, Ke Li. Palmprints recognition method based on the phase consistency combined with log-gabor filter[J]. Acta Optica Sinica, 2010, 30(1): 147-152.
苑玮琦, 范永刚, 柯丽. 相位一致性和对数 Gabor 滤波器相结合的掌纹识别方法[J]. 光学学报, 2010, 30(1): 147-152.
- [8] Kovesi P. Phase congruency detects corners and edges[C]. The Australian Pattern Recognition Society Conference: DICTA, 2003: 309-318.
- [9] Gu K, Zhai G, Yang X, *et al.* A new reduced-reference image quality assessment using structural degradation model [C]. 2013 IEEE International Symposium on Circuits and Systems (ISCAS), IEEE, 2013: 1095-1098.
- [10] Jayaraman D, Mittal A, Moorthy A K, *et al.* Objective quality assessment of multiply distorted images [C]. Conference Record of the Forty Sixth Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers (ASILOMAR), 2012, 43(4): 1693-1697.
- [11] Haralick R M, Shanmugam K. Textural features for image classification[J]. IEEE Transactions on Systems, Man & Cybernetics, 1973, 3(6): 610-621.
- [12] Li Meng, Hua Weiping, Zhao Jufeng. Dual-band image fusion using visual attention extraction with multiple windows [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2015, 52(12): 121002.
李梦, 华玮平, 赵巨峰. 使用多尺度视觉注意提取的双波段图像融合[J]. 激光与光电子学进展, 2015, 52(12): 121002.
- [13] Zhao Shusen, Chen Sijia, Shen Jingling. Identification of terahertz absorption spectra of illicit drugs using support vector machines[J]. Chinese J Lasers, 2009, 36(3): 752-757.
赵树森, 陈思嘉, 沈京玲. 用支持向量机识别毒品的太赫兹吸收光谱[J]. 中国激光, 2009, 36(3): 752-757.
- [14] Chen Jing, Jiang Hao, Liu Tundong, *et al.* Optimization for raman fiber amplifiers based on least squares support vector regression model[J]. Acta Optica Sinica, 2015, 35(11): 1123004.
陈静, 江灏, 刘墩东, 等. 基于最小二乘支持向量回归模型的拉曼光纤放大器优化设计[J]. 光学学报, 2015, 35(11): 1123004.
- [15] 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.
- [16] Larson E C, Chandler D M. Most apparent distortion: full-reference image quality assessment and the role of strategy [J]. Journal of Electronic Imaging, 2010, 19(1): 011006.
- [17] Zhang L, Zhang L, Mou X, *et al.* FSIM: a feature similarity index for image quality assessment [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2011, 20(8): 2378-2386.
- [18] Xue W, Zhang L, Mou X, *et al.* Gradient magnitude similarity deviation: a highly efficient perceptual image quality index[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2014, 23(2): 684-695.
- [19] 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.
- [20] Zhang L, Zhang L, Bovik A C. A feature-enriched completely blind image quality evaluator[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2015, 24(8): 2579-2591.
- [21] Xue W, Mou X, Zhang L, *et al.* Blind image quality assessment using joint statistics of gradient magnitude and Laplacian features[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2014, 23(11): 4850-4862.