

基于统计特性的 DIBR 图像的无参考质量评价

李艳莉, 徐若锋*

中国矿业大学信息与控制工程学院, 江苏 徐州 221116

摘要 随着 3D 视频的普及, 虚拟视角合成(DIBR)技术被广泛应用在娱乐、军事、教育等多个领域。DIBR 技术作为虚拟视角合成的主流技术之一, 其合成图像视频的质量是相应技术成功应用的关键, 因此针对 DIBR 图像提出了一种基于统计特征的无参考质量评价模型。首先通过 Benford 定律对 DIBR 图像特有的纹理失真进行检测, 再提取图像的 discrete cosine transform(DCT)系数的离散值和自然场景统计特征。最后利用支持向量回归(SVR)对提取的特征进行训练, 得出预测分数。在 IVC、IETR 和 MCL-3D 三个公开的图像数据集上的实验结果表明, 所提方法与人类主观评价具有高度的一致性。

关键词 成像系统; 图像质量评价; 虚拟视角合成技术; Benford 定律; 自然场景统计

中图分类号 TP391.4

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP202259.0811001

No-Reference Image Quality Assessment of DIBR-Synthesized Images Based on Statistical Characteristics

Li Yanli, Xu Ruofeng*

School of Information and Control Engineering, China University of Mining and Technology,
Xuzhou, Jiangsu 221116, China

Abstract The rise in popularity of three-dimensional video has led to an extensive usage of depth image-based rendering (DIBR) technology in entertainment, military, education, and other fields. Image quality assessment of DIBR technology has received a lot of attention in recent years because it is one of the main technologies of virtual viewpoint synthesis. The quality of the synthesized image and video is critical to the successful application of the associated technology. Thus, based on the statistical features, this paper proposes a no-reference quality assessment model for DIBR images. First, the texture distortions of DIBR images are detected by Benford's law, and then variation of discrete cosine transform (DCT) coefficients and the statistical characteristics of the natural scene are extracted. Finally, the prediction scores are obtained by training the extracted features using support vector regression (SVR). The proposed method is highly consistent with human subjective evaluation, according to the experimental results on three public image datasets: IVC, IETR, and MCL-3D.

Key words imaging systems; image quality assessment; depth image-based rendering; Benford's law; natural scene statistics

1 引言

近年来,随着信息技术的快速增长,多视点视频(MVV)和自由视点视频(FVV)^[1]等 3D 视频技术在

娱乐、教育和医疗等领域有着广泛的应用。这些应用依赖于大量不同视角的图像,允许用户从不同的方向和视点观看视频,让人们身临其境地感受真实的场景。但由于在每个视角都放置摄像机进行拍摄

收稿日期: 2021-02-26; 修回日期: 2021-03-29; 录用日期: 2021-04-14

基金项目: 国家自然科学基金(61771473,61379143)

通信作者: *5189@cumt.edu.cn

在现实生活中并不可行,因此需要虚拟视角合成(DIBR)技术将已知的视角合成未知视角。DIBR技术因速度快、节省带宽和合成效果好而成为虚拟视角合成的主要技术之一^[2]。这种技术是一种使用图像或视频以及相关的像素深度信息,从略微不同的视角合成虚拟视角视图的过程,大致分为三个步骤。第一步,获取原始视角的深度数据。下一步,将原始视角的像素投影到真实的三维空间,然后利用深度信息将其重新投射到虚拟合成视角,即为3D映射。由于视角的变化,一些原本在原始视角上看不见的物体在目标视角上可能会出现,导致在合成视角上出现空洞区域。最后一步是填补空洞区域。典型的图像插值算法可以填补这些区域。大多数图像插值算法都利用区域周围的像素在同一幅图像中搜索相似的区域,然后利用相似区域来填充空洞。

由于深度信息的不精确和图像插值方法的不完善,合成图像出现局部纹理失真,而传统图像失真一般是白噪声、高斯模糊等。过去的几十年里,图像客观质量评价理论在传统的失真方面有着大量研究^[3-6],这些方法难以对DIBR图像质量进行有效的评估,因而近年来人们开始针对虚拟视角合成图像的特殊性设计评价算法。根据参考信息的不同,评价算法可以分为有参考质量评价(Reference)和无参考质量评价(No-Reference)两类。

有参考质量评价使用原始无失真图像或相关信息作为参考来评价合成图像的质量。2012年Bosc等^[7]提出了一种有参考质量评价,通过分析参考图像和合成图像的轮廓位移,计算出轮廓像素不一致位移矢量的平均比值、不一致矢量的比值、新轮廓的比值三个参数,最终的质量分数是参数的加权和。Battisti等^[8]提出的3DSwIM方法通过块匹配后比较原始图像和合成图像的小波子带的统计特征,接着使用皮肤检测环节对最终质量分数进行权重。Ling等^[9]提出了有参考质量评价(ST-SIAQ),首先对参考图像中的图像块与合成图像进行匹配的同时,提取中间层轮廓特征,然后计算参考图像与合成图像间的差异来得到图像的质量分数。Sandić-Stanković等^[10]提出了基于形态小波分解的形态小波峰值信噪比测量(MW-PSNR),可以很好地处理合成图像中的特定几何畸变。之后他们提出了改进版本的形态学金字塔MP-PSNR^[11],降低了形态学金字塔峰值的信噪比,只使用分解尺度更高的细节图像来计算均方误差。Tian等^[12]提出了

一种基于位移补偿的评价指标(SC-IQA)。首先对全局的几何位移用不同方法进行粗略和精细补偿,然后对局部几何畸变进行处理,最后使用显著图加权得出质量分数。Li等^[13]通过检测空洞区域的局部几何畸变和图像的全局锐度,提出了一种新的DIBR图像有参考质量模型(LOGS)。

由于有参考质量评价依赖于原始图像信息作为参考这个致命的缺点,学者们逐渐将目光转向无参考质量评价。无参考质量评价也被称为盲参考质量评价(blind quality assessment),这类算法不需要知晓原始图像的任何信息,而是直接对合成图像进行相应的质量特征检测继而打出分数。2018年Gu等^[14]提出了一种自回归模型(AR-plus-thresholding, APT)来检测DIBR合成视图中的几何畸变。通过合成图像与自回归预测图像之间的重构误差可以更准确地检测到图像的几何畸变,然后使用高斯滤波器和与最大池相关的显著性映射来获得最终的图像质量分数。之后他们团队^[15]提出了基于多尺度自然场景统计(MNSS)的无参考质量评价。第一个NSS特征通过测量图像的自然度来评价DIBR图像的质量。第二个NSS特征是在得到自然图像中主要结构的一般统计规律后,计算合成图像的结构退化程度。最后结合自然度和结构退化的统计规律,得到整体质量分数。Tian等提出了两种基于形态学操作检测局部细微结构变形的方NIQSV^[16]和NIQSV+^[17]。这两种方法基于“完美”图像,由平坦区域和尖锐边缘组成,因此对形态学操作不敏感,反之具有畸变的图像则很容易被形态学操作检测到。NIQSV+在NIQSV的基础上增加了黑洞和拉伸检测。然而无参考质量评价方法在性能上仍与有参考质量评价有着一定的差距,有效的特征提取决定了无参考质量评价的性能。

针对DIBR图像的失真特点,本文提出了一种基于图像统计特性的无参考质量评价方法。首先用Benford定律对图像的局部纹理失真进行评估;再通过分析图像的discrete cosine transform(DCT)系数分布与图像的归一化亮度对图像进行整体的质量评价;最后用特征向量建立图像质量分数的回归模型。实验部分使用通用的图像质量评价指标从不同角度对所提方法的性能进行分析。

2 基于统计特性的无参考质量评价

提出的质量评价模型框架如图1所示,首先将数

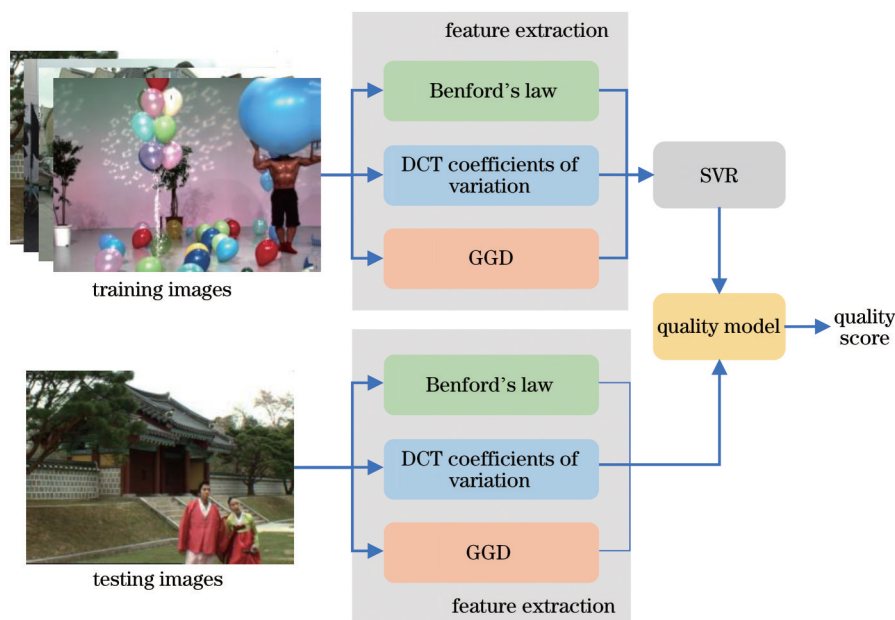


图1 所提方法框架

Fig. 1 Overview of the proposed method

数据集分为训练集和测试集。从训练图像中提取三个特征,即 Benford 定律特征、DCT 系数的离散值特征和广义高斯分布(GGD)特征;之后将训练图像的特征和主观得分输入支持向量回归(SVR)进行训练,得到质量模型;最后将测试图像在提取特征后输入模型,得到客观评价分数。

2.1 Benford 定律

Benford 定律是一种经验定律,它揭示了自然数据集中第一个数字的概率分布。Benford 定律已广泛应用于会计学、金融学,甚至选举^[18]中出现的数据,用来检查是否存在造假,但鲜有人将其应用于图像处理领域。Jolion^[19]证明了图像的梯度服从 Benford 定律。Qadir 等^[20]揭示了图像的 DCT 系数分布也与 Benford 定律有关。

当数据集满足 Benford 定律时,第一个数字的概率满足:

$$P(d) = \log_{10} \left(1 + \frac{1}{d} \right), \quad (1)$$

式中:第一个有效数字 $d = 1, 2, \dots, 9$ 。

传统的二维图像失真包括高斯模糊、白噪声和 JPEG 压缩等,而如图 2(a)~(d)所示,DIBR 图像失真多为发生在图像中物体轮廓附近的纹理畸变,如黑洞、几何畸变、局部模糊甚至条纹等。因此,能否有效提取图像中的纹理失真是 DIBR 图像质量评价的关键。

虚拟视角合成技术的本质是自然图像的像素

重映射后通过人为合成技术生成了新的纹理结构。若再填补缺失部位,极易产生像素错位或者纹理生硬的现象,从而产生局部复杂的图像失真,破坏了原自然图像固有的统计特性。因此通过计算图像 DCT 系数的首位数分布与 Benford 定律之间的均方误差(MSE)检测图像的纹理失真,得到第一个特征。如图 2(e)所示,在 DIBR 图像的黑洞、几何失真、纹理模糊和纹理错误部分计算出的 MSE 比自然纹理高很多。自然图像的 DCT 系数首位数符合 Benford 定律,而破坏了此规律的图像纹理失真能被此特征轻易检测。

对于传统图像失真,例如白噪声、图像压缩等,虽然也会对图像中内在规律造成影响,但同一类失真的不同程度对 Benford 定律影响不大。即使 Benford 定律可检测均匀分布于图像的失真,但无法准确评估失真程度。如图 3 所示,从 DIBR 图像库中选取一张原始图像,增大传统图像失真,不同程度的失真对人主观评价影响颇大。图 3(a)~(d)分别为原图和递增高斯模糊程度的失真图像,不同的失真程度可明显影响人对质量的主观评价。图 3(e)为 6 种传统失真对应得到的 MSE 值,对传统图像失真的不同程度计算出的 Benford 定律特征变化幅度不大。综上,Benford 定律可以检测 DIBR 图像失真和传统图像失真,但对同类传统图像失真的程度无法做出良好的判断。

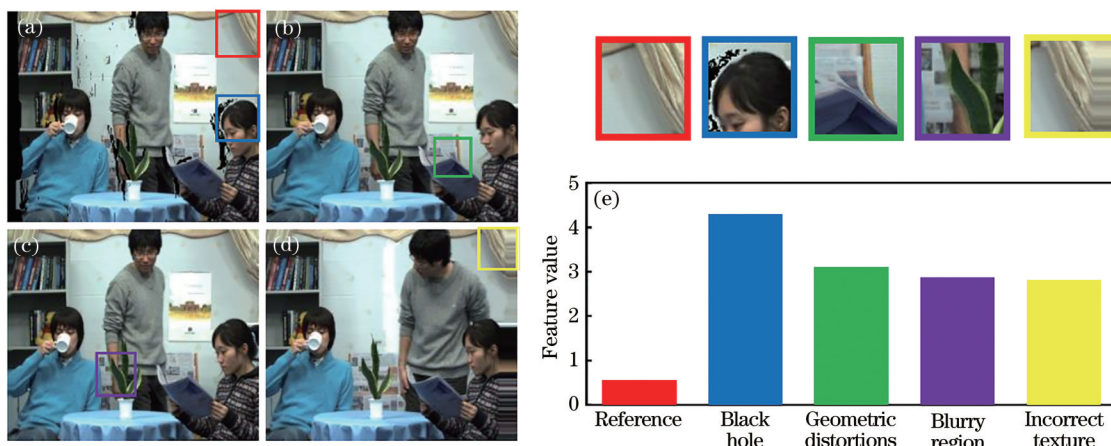


图 2 DIBR 图像的纹理失真块和对应的 Benford 定律特征值。(a)参考块和黑洞块;(b)几何失真块;(c)模糊块;(d)错误纹理块;(e)对应特征值

Fig. 2 Texture distortion blocks of DIBR image and corresponding Benford's law feature values. (a) Reference block and black hole block; (b) geometric distortion block; (c) blurry block; (d) incorrect texture block; (e) corresponding feature value

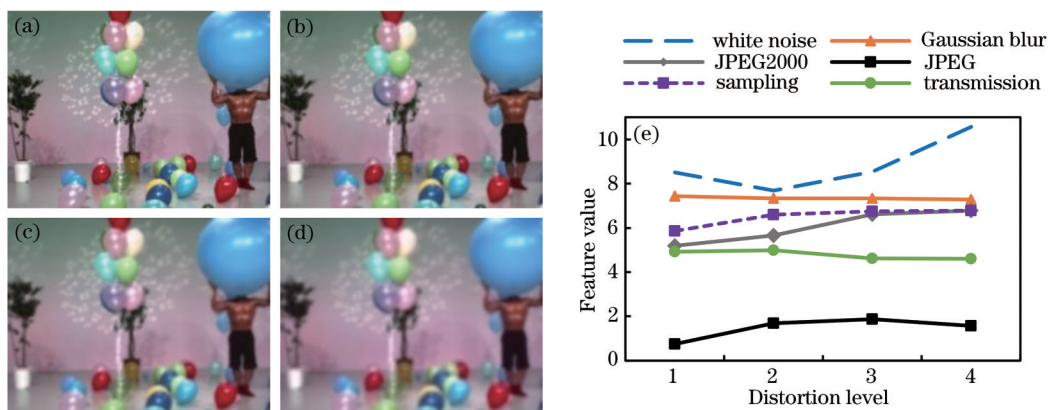


图 3 不同失真程度的传统图像和对应的 Benford 定律特征值。(a)一级高斯模糊;(b)二级高斯模糊;(c)三级高斯模糊;(d)四级高斯模糊;(e)从不同失真程度的六种传统图像中提取的特征值

Fig. 3 Traditional images with different distortion levels and corresponding Benford's law feature values. (a) First-level Gaussian blur; (b) second-level Gaussian blur; (c) third-level Gaussian blur; (d) fourth-level Gaussian blur; (e) feature values extracted from six traditional images with different distortion levels

一张 DIBR 图像中的纹理失真可能有多种类型,失真程度越大,对图像的统计属性损坏越大,人主观评价分数越低。图 4 为公开数据集 MCL-3D 中具有不同 mean opinion score(Mos)值的 DIBR 图像的 DCT 系数的首位数分布情况。Mos 值代表人主观质量评价分数,值越高说明图像的分越高。从原始图像和 Mos 为 10.3 的概率曲线可以看出:当图像质量较高时,首位数分布接近 Benford 定律,计算出的 MSE 越小;相反,质量较差的图像的分布与 Benford 定律有很大的偏差。因此,此特征与人的主观评价具有较好的一致性。

2.2 DCT 系数的离散度

自然图像具有很强的空间结构相关性,可以粗

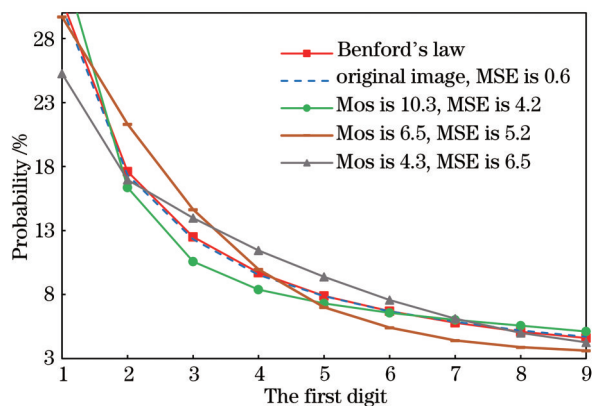


图 4 不同质量的图像 DCT 系数的首位数概率
Fig. 4 The first digit probability of DCT coefficients of images with different quality

略地描述为局部空间频率组成的平滑度、纹理和边缘信息。当自然图像受到破坏引起失真时,不同的结构也会出现相应的改变。Saad 等^[21]指出图像经过 DCT 后,其系数分布服从一定的规律。图像 DCT 系数的分布情况随图像失真程度和类型的不同而变化。此外,DCT 域的计算也更加高效^[22]。因此通过计算图像中的 DCT 系数的离散度 C_i 对图像的整体质量进行评估,令 x 表示直方图 DCT 系数的随机变量, $i=1, 2, 3$ 表示 DCT 系数三个方向上的 DCT 块,如图 5 所示。

$$C_i = \frac{\sigma_i |x|}{\bar{x}} = \sqrt{\frac{\Gamma(1/\gamma)\Gamma(3/\gamma)}{\Gamma^2(2/\gamma)} - 1}, \quad (2)$$

$$\Gamma(z) = \int_0^\infty t^{z-1} e^{-t} dt, \quad z > 0, \quad (3)$$

式中: $\sigma_i |x|$ 和 \bar{x} 分别是 DCT 系数的标准差和平均值; γ 为高斯模型的形状参数; t 为辅助变量。在 DCT 系数离散度中,分母 \bar{x} 表示 DCT 系数分布的中心,分子 $\sigma_i |x|$ 可看作 DCT 系数的扩散情况。即使两幅图像的 DCT 系数平均值不同,其主观质量分数也可能相近,需要综合系数的分布中心即标准差的情况来判断。

DC	C_{12}	C_{13}	C_{14}	C_{15}
C_{21}	C_{22}	C_{23}	C_{24}	C_{25}
C_{31}	C_{32}	C_{33}	C_{34}	C_{35}
C_{41}	C_{42}	C_{43}	C_{44}	C_{45}
C_{51}	C_{52}	C_{53}	C_{54}	C_{55}

图 5 沿三个方向(45°, 90°, 135°)分布的 DCT 系数
Fig. 5 DCT coefficients divided along the three directions of 45°, 90°, and 135°

2.3 广义高斯分布

研究表明自然图像的归一化亮度值具有正态高斯分布的特征,不同的畸变对系数的统计特性有不同的影响^[23]。Mittal 等^[24]基于此提出了简明高效的 mean subtracted contrast normalized(MSCN)系数的自然场景统计模型特征。大小为 $h \times w$ 灰度图像 $I(x, y)$ 的 MSCN 系数计算过程为

$$L(x, y) = \frac{I(x, y) - \mu(x, y)}{\delta(x, y) + C}, \quad (4)$$

$$\mu(x, y) = \sum_{m=-3}^3 \sum_{n=-3}^3 w_{m,n} I_{m,n}(x, y), \quad (5)$$

$$\delta(x, y) = \sqrt{\sum_{m=-3}^3 \sum_{n=-3}^3 w_{m,n} [I_{m,n}(x, y) - \mu(x, y)]^2}, \quad (6)$$

式中: $x \in (1, 2, \dots, h)$, $y \in (1, 2, \dots, w)$ 为空间索引; 常数 C 用于保持稳定性; $w_{m,n}$ 是一个二维圆对称高斯加权函数。

图 6 显示了在 MCL-3D 数据集选取的不同失真图像的 MSCN 系数。原始自然图像的系数分布接近正态高斯分布,不同的畸变图像的系数曲线形状不同。因此,通过将 MSCN 系数拟合到广义高斯分布函数模型中来判断图像的常见失真情况。

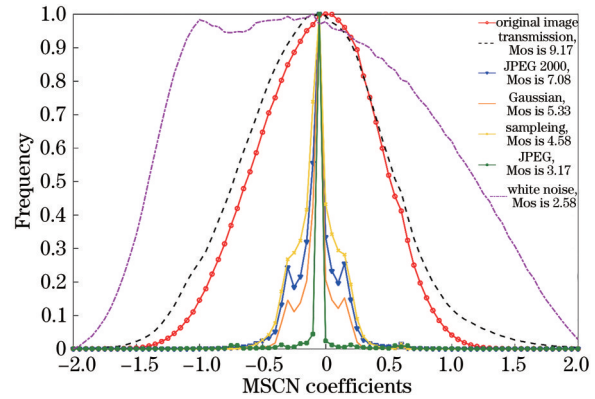


图 6 不同失真的 MSCN 系数
Fig. 6 MSCN coefficients with different distortion

广义高斯密度函数为

$$f(x; a, \delta^2) = \frac{a}{2\beta\Gamma\left(\frac{1}{a}\right)} \exp\left[-\left(\frac{|x|}{\beta}\right)^a\right], \quad (7)$$

其中

$$\beta = \delta \sqrt{\frac{\Gamma(1/a)}{\Gamma(3/a)}}. \quad (8)$$

将计算得到的广义高斯分布模型的形状参数 a 和方差 δ^2 作为第三个特征。

3 实验结果与分析

3.1 实验设置

主要是在三个公共 DIBR 图像数据库里进行实验,评估模型的性能,包括 IVC 图像数据库^[25]、IETR 图像数据库^[26]和 MCL-3D 图像数据库^[27]。

三个数据库的具体信息如表 1 所示。IVC 数据集包含 7 种 DIBR 算法合成的 84 幅图像, 并从三个不同的序列源分别生成四个虚拟视图。与 IVC 数据库类似, IETR 数据库也只包含 DIBR 失真, 但使用了更新的 DIBR 算法和更多原始的图像序列, IETR 数据库包括 10 个原始序列和 7 种 DIBR 算法的 140 幅图像。MCL-3D 数据库是目前图像数量最多的 DIBR 数据库, 共 684 对失真图像, 包含 9 个序列; 除了 4 种 DIBR 算法产生的失真, 还包括 6 种常见的失真, 如高斯模糊、JPEG、传输损耗和加性白噪声等。

表 1 实验所用数据库信息

Dataset	Number of sequences	Number of DIBR algorithms	Number of other distortions	Number of images
IVC	3	7	None	84
IETR	10	7	None	140
MCL-3D	9	4	6	693

采用三个通用的图像质量评价指标来评价所提质量模型的性能, 分别为 Pearson 线性相关系数 (PLCC)、Spearman 秩相关系数 (SRCC) 和均方根误差 (RSME)。

$$C_{\text{PLCC}} = \frac{\sum_{p=1}^P (x_p - \bar{x})(y_p - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{p=1}^P (x_p - \bar{x})^2} \sqrt{\sum_{p=1}^P (y_p - \bar{y})^2}}, \quad (9)$$

表 2 三个数据库中不同算法的对比结果

Table 2 Comparison of different algorithms on three datasets

Method	Type	IVC dataset			IETR dataset			MCL-3D dataset		
		PLCC	SRCC	RMSE	PLCC	SRCC	RMSE	PLCC	SRCC	RMSE
Bosc		0.5841	0.4903	0.5408				0.4536	0.4330	2.2980
3DSwIM		0.6864	0.6125	0.4842				0.6519	0.5683	1.9729
ST-SIAQ		0.6914	0.6746	0.4812	0.3345	0.4232	0.2336	0.7133	0.7034	1.8233
MP-PSNR	R	0.6729	0.6272	0.4925	0.5753	0.5507	0.2032	0.7831	0.7899	1.6179
MW-PSNR		0.6200	0.5739	0.5224	0.5301	0.4845	0.2106	0.7654	0.7721	1.6743
SC-IQA		0.8496	0.7640	0.3511	0.6856	0.6423	0.1805	0.8194	0.8247	1.4913
LOGS		0.8256	0.7812	0.3601	0.6687	0.6683	0.1845	0.7614	0.7579	1.6873
APT		0.7307	0.7157	0.4546	0.4225	0.4187	0.2252	0.6433	0.6200	1.9870
MNSS		0.7700	0.7850	0.4120	0.3387	0.2281	0.2333	0.3766	0.3531	2.4101
NIQSV	NR	0.6346	0.6167	0.5146	0.1759	0.1473	0.2446	0.6460	0.5792	1.9820
NIQSV+		0.7114	0.6668	0.4679	0.2095	0.2190	0.2429	0.6138	0.6213	2.0375
Proposed method		0.8416	0.7768	0.4802	0.5185	0.4132	0.2073	0.9093	0.8907	1.1043

实验基于 SVR 训练, 其中随机选取 80% 的图像作为训练集, 剩下的 20% 用于测试。由结果可

得, 所提方法在三个数据库中都取得了优异的性能, 甚至超过了大多数全参考评价方法的性能。在

$$C_{\text{SRCC}} = 1 - \frac{6}{P(P^2 - 1)} \sum_{p=1}^P (X_p - Y_p)^2, \quad (10)$$

式中: x_p 和 y_p 分别是图像的主观分数和预测分数; P 表示图像数量。PLCC 越高表示真实分数与预测分数的相关性越高。

$$E_{\text{RMS}} = \sqrt{\frac{1}{P} \sum_{p=1}^P (x_p - y_p)^2}, \quad (11)$$

RMSE 表示预测结果与 Mos 值的绝对误差, 表示算法的准确性和稳定性。所提方法使用 LIBSVM 工具包中的 epsilon-SVR 进行训练, 核函数选用径向基函数 (RBF), 通过对惩罚系数 C 和核函数中的 γ 两个参数进行调节, 寻找最优解。

3.2 性能比较

在三个数据集中选择了 11 个现有的 DIBR 图像质量评价算法进行对比, 以检验算法的性能, 包括 Bosc^[7]、3DSwIM^[8]、ST-SIAQ^[9]、MW-PSNR^[10]、MP-PSNR^[11]、SC-IQA^[12]、LOGS^[13] 7 个有参考质量评价算法和 APT^[14]、MNSS^[15]、NIQSV^[16]、NIQSV+^[17] 4 个无参考质量评价算法。实验结果如表 2 所示, 其中突出标记了有参考和无参考算法中最好的结果, 因 Bosc 和 3DSwIM 未公开 IETR 数据集的结果, 故省略。

IVC 数据库中,所提方法取得了无参考算法中最好的结果,且 PLCC 和 SRCC 指标与最好的有参考评价算法相比相差甚微;在 IETR 数据集,所提方法仍是无参考评价中性能最优的算法,但与全参考质量评价的性能相比仍有一定差距;在 MCL-3D 数据集中,无论是参考质量评价还是无参考质量评价中,所提方法都达到了最好的结果,PLCC 为 0.9093,SRCC 为 0.8907 和 RMSE 为 1.1043,与现有模型相比有很大的提升。

3.3 训练比例影响

将数据集按 8:2 分为训练集与测试集。为了分析不同比例对最终结果的影响,在图像数量最多的 MCL-3D 数据库上进行了 6 组实验。图 7 展示了不同训练比例下所提方法的实验结果。综合之前的结果可知,即使在训练集仅占 20% 的情况下,所提方法的性能仍高于现有的无参考模型,与训练集占 80% 的情况相比,所提方法的性能下降了不到 30%。可以看出,在训练图像数量较少的情况下,所提方法仍然能够很好地模拟人主观判断图像的

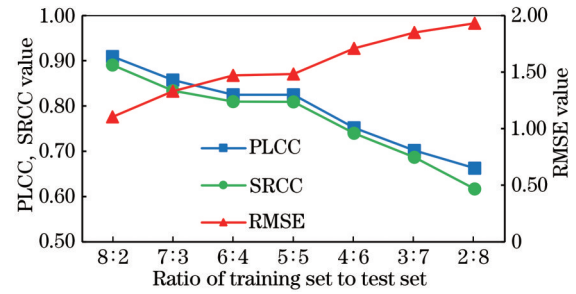


图 7 不同训练比例的结果

Fig. 7 Result of different training ratios

标准。

3.4 失真类型和原始序列的影响

为了进一步分析所提方法的适应能力,对 MCL-3D 数据集中 9 组不同的图像序列和 6 种不同的常见失真类型进行实验,结果如图 8 所示。可知,所提方法对不同序列源的图像和不同畸变的图像都能取得较好的效果。在 Dancer 和 Shark 这两组原始序列为动画图像上的 RMSE 值相对较高,可见所提方法更适合真实场景的图像而不是完全由人工制成的动画图像。

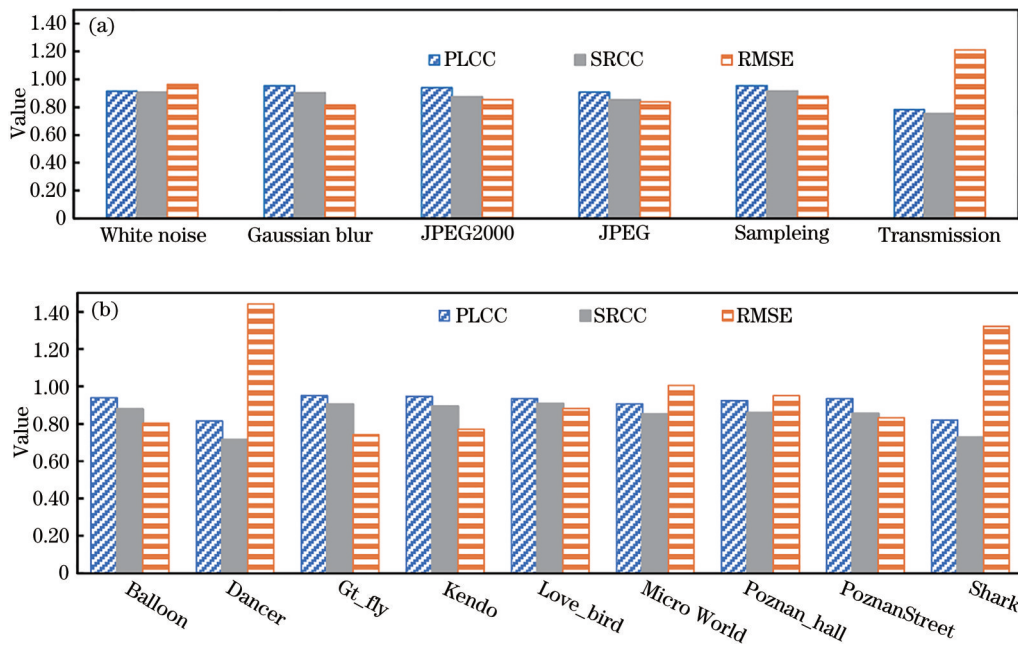


图 8 不同失真类型和原始序列的结果。(a) 6 种传统失真图像的结果;(b) 9 组图像序列的结果

Fig.8 Results of different distortion types and different sequences. (a) Results of six conventional distorted images; (b) results of nine sequences of images

3.5 特征的有效性分析

为了验证本文使用的三个特征的独立可靠性,分别单独使用三个特征进行了比较实验。从表 3 可以看出:Benford 定律特征在 IVC 和 IETR 这两个只包含 DIBR 失真类型的数据库中的性能皆优于其他

两个特征;GGD 特征在三个数据库中均取得良好的结果,尤其在更为复杂的 MCL-3D 数据库中;DCT 系数的变异系数特征只有在 MCL-3D 数据库上才有较好的性能。由此可见,Benford 定律在针对 DIBR 特有失真上有非常大的优势。

表 3 三个特征的单独实验
Table 3 Separate experiment of three features

Feature	IVC			IETR			MCL-3D		
	PLCC	SRCC	RMSE	PLCC	SRCC	RMSE	PLCC	SRCC	RMSE
Benford's law	0.7927	0.5951	0.5435	0.5400	0.3842	0.2000	0.7156	0.7137	1.8287
DCT coefficients of variation	0.2829	-0.1096	0.7402	0.1451	-0.0257	0.2334	0.7302	0.6678	1.7579
GGD	0.7135	-0.4372	0.6230	0.3314	0.1319	0.2341	0.8488	0.8301	1.4001

4 结 论

DIBR 图像的局部纹理畸变通常是合成算法或其他人为因素造成的,从而破坏了自然图像固有的统计特性。使用数据统计应用中的 Benford 定律对失真图像的 DCT 系数进行分析,指出了 Benford 定律在检测图像失真上的优缺点。基于此,提出了一种基于统计特性的 DIBR 图像无参考质量评价方法,利用 Benford 定律检测 DIBR 图像中复杂的纹理畸变,并提取两个自然场景统计特征对图像的整体质量进行评估。实验结果表明,所提方法优于现有的 DIBR 图像无参考质量评价,甚至比大多数有参考算法的单调性和一致性更好。同时,训练样本比例、失真类型、原始序列类别对所提方法的影响甚微,所提方法有较好的泛化能力和鲁棒性。

参 考 文 献

- [1] Smolic A. 3D video and free viewpoint video: from capture to display[J]. *Pattern Recognition*, 2011, 44(9): 1958-1968.
- [2] Fehn C. Depth-image-based rendering (DIBR), compression, and transmission for a new approach on 3D-TV[J]. *Proceedings of SPIE*, 2004, 5291: 93-104.
- [3] Yu W, Xu J J, Liu Y Y, et al. No-reference quality evaluation for gamut mapping images based on natural scene statistics[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2020, 57(14): 141006.
余伟, 徐晶晶, 刘玉英, 等. 基于自然场景统计的色域映射图像无参考质量评价[J]. *激光与光电子学进展*, 2020, 57(14): 141006.
- [4] Zhou K, Wu C M, Li C X. Quality assessment of blind color images using quaternion Fourier transform [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2020, 57(18): 181021.
周珂, 吴成茂, 李昌兴. 基于四元数傅里叶变换的盲彩色图像质量评价[J]. *激光与光电子学进展*, 2020, 57(18): 181021.
- [5] Chen Y D, Li C F, Sang Q B. Quality assessment without reference images based on convolution neural

network and deep forest[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2019, 56(11): 111003.

陈寅栋, 李朝锋, 桑庆兵. 卷积神经网络结合深度森林的无参考图像质量评价[J]. *激光与光电子学进展*, 2019, 56(11): 111003.

- [6] Wang Z M. Review of no-reference image quality assessment[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2015, 41(6): 1062-1079.
王志明. 无参考图像质量评价综述[J]. *自动化学报*, 2015, 41(6): 1062-1079.
- [7] Bosc E, le Callet P, Morin L, et al. An edge-based structural distortion indicator for the quality assessment of 3D synthesized views[C]//2012 Picture Coding Symposium, May 7-9, 2012, Krakow, Poland. New York: IEEE Press, 2012: 249-252.
- [8] Battisti F, Bosc E, Carli M, et al. Objective image quality assessment of 3D synthesized views[J]. *Signal Processing: Image Communication*, 2015, 30: 78-88.
- [9] Ling S Y, Le Callet P. Image quality assessment for free viewpoint video based on mid-level contours feature[C]//2017 IEEE International Conference on Multimedia and Expo (ICME), July 10-14, 2017, Hong Kong, China. New York: IEEE Press, 2017: 79-84.
- [10] Sandić-Stanković D, Kukolj D, le Callet P. DIBR synthesized image quality assessment based on morphological wavelets[C]//2015 Seventh International Workshop on Quality of Multimedia Experience (QoMEX), May 26-29, 2015, Pilos, Greece. New York: IEEE Press, 2015: 15260785.
- [11] Sandić-Stanković D, Kukolj D, le Callet P. Multi-scale synthesized view assessment based on morphological pyramids[J]. *Journal of Electrical Engineering*, 2016, 67(1): 3-11.
- [12] Tian S S, Zhang L, Morin L, et al. SC-IQA: shift compensation based image quality assessment for DIBR-synthesized views[C]//2018 IEEE Visual Communications and Image Processing (VCIP), December 9-12, 2018, Taichung, Taiwan, China. New York: IEEE Press, 2018: 18632865.

- [13] Li L D, Zhou Y, Gu K, et al. Quality assessment of DIBR-synthesized images by measuring local geometric distortions and global sharpness[J]. *IEEE Transactions on Multimedia*, 2018, 20(4): 914-926.
- [14] Gu K, Jakhetiya V, Qiao J F, et al. Model-based referenceless quality metric of 3D synthesized images using local image description[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2018, 27(1): 394-405.
- [15] Gu K, Qiao J F, Lee S, et al. Multiscale natural scene statistical analysis for no-reference quality evaluation of DIBR-synthesized views[J]. *IEEE Transactions on Broadcasting*, 2020, 66(1): 127-139.
- [16] Tian S S, Zhang L, Morin L, et al. NIQSV: a no reference image quality assessment metric for 3D synthesized views[C]//2017 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP), March 5-9, 2017, New Orleans, LA, USA. New York: IEEE Press, 2017: 1248-1252.
- [17] Tian S S, Zhang L, Morin L, et al. NIQSV: a no-reference synthesized view quality assessment metric [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2018, 27(4): 1652-1664.
- [18] Hill T P. A statistical derivation of the significant-digit law[J]. *Statistical Science*, 1995, 10(4): 354-363.
- [19] Jolion J M. Images and Benford's law[J]. *Journal of Mathematical Imaging and Vision*, 2001, 14(1): 73-81.
- [20] Qadir G, Zhao X, Ho A T S. Estimating JPEG2000 compression for image forensics using the Benford's law[J]. *Proceedings of SPIE*, 2010, 7723: 77230J.
- [21] 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.
- [22] Božinović N, Konrad J. Motion analysis in 3D DCT domain and its application to video coding[J]. *Signal Processing: Image Communication*, 2005, 20(6): 510-528.
- [23] Ruderman D L. The statistics of natural images[J]. *Network: Computation in Neural Systems*, 1994, 5(4): 517-548.
- [24] 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.
- [25] Bosc E, Pepion R, le Callet P, et al. Towards a new quality metric for 3-D synthesized view assessment [J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 2011, 5(7): 1332-1343.
- [26] Tian S S, Zhang L, Morin L, et al. A benchmark of DIBR synthesized view quality assessment metrics on a new database for immersive media applications [J]. *IEEE Transactions on Multimedia*, 2019, 21(5): 1235-1247.
- [27] Song R, Ko H, Kuo C C J. MCL-3D: a database for stereoscopic image quality assessment using 2D-image-plus-depth source[J]. *Journal of Information Science & Engineering*, 2015, 31(5): 1593-1611.