

基于自然场景统计的深度图像质量无参考评价方法

陈 曦 李雷达 李巧月 韩习习 祝汉城

(中国矿业大学信息与控制工程学院 江苏 徐州 221116)

摘 要 深度图在视角合成中起着很重要的作用,深度信息的错误易导致合成视角几何位置上的误差。由于很难获得完美的深度图,文中提出了一种基于自然场景统计的无参考型深度图质量评价方法。首先利用 Canny 算子检测出图像边缘并确定边缘失真区域,然后分别计算边缘失真区域的梯度幅值和高斯-拉普拉斯图像。无失真深度图的边缘失真区域的梯度幅值和高斯-拉普拉斯算子分别符合韦伯分布和非对称高斯分布;由于存在失真的深度图的这两个分布会发生不同程度的偏移,因此在 5 个尺度下提取这两个分布的共计 30 个参数构成了所提方法的特征。最后通过随机森林建立评价模型来评价深度图的质量。在公开数据库上进行的测试结果显示,所提方法与主观评价结果有着很好的一致性,而且其性能优于现有的图像质量评价方法。

关键词 质量评价,深度图,自然场景统计,无参考,视角合成,随机森林

中图分类号 TP391 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2019.06.038

No-reference Quality Assessment of Depth Images Based on Natural Scenes Statistics

CHEN Xi LI Lei-da LI Qiao-yue HAN Xi-xi ZHU Han-cheng

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

Abstract Depth-image-based-rendering (DIBR) has been widely used in virtual view synthesis. The quality of depth maps is a crucial factor influencing the synthesis results, because the errors of depth information can easily lead to severe geometry distortions in virtual synthesis views, and it is difficult to obtain perfect depth maps. In this paper, an NSS-based no-reference quality assessment algorithm for depth maps was proposed. Firstly, the edges of the depth map are detected by the Canny operator, and the distorted edge region of the depth map is defined based on the detected edges. Secondly, Gradient Magnitude (GM) and Laplacian of Gaussian (LOG) of depth map in the distorted edge region are calculated. The GM distribution is fitted by Weibull function for distorted images as well as undistorted ones. The Asymmetric Generalized Gaussian Distribution (AGGD) is used to fit the LOG distributions for distorted images as well as undistorted ones. Images are naturally multiscale, and distortions affect image structure across scales. Hence, all features are extracted at five scales of the original image. Finally, Random Forests (RF) regression model is used to produce a quality index to assess the quality of the depth maps. Extensive experiments on benchmark databases demonstrate the effectiveness of the proposed method, and it outperforms the state-of-the-art methods.

Keywords Quality assessment, Depth image, Natural scenes statistics, No-reference, View synthesis, Random forests

1 引言

近年来,3D 视频技术发展迅速,自由视角^[1]和多视角视频^[2]已经受到广泛关注。以上两种格式的视频均需要大量的视角信息提供支持。由于受到技术成本和网络传输时效性的限制,不可能通过摄像设备拍摄来获得所有的视角图像,因此需要借助虚拟视角合成技术来从某几个已知的视角信息中合

成新的视角图像。现有的虚拟视角合成技术中,最常用的就是基于深度图的绘制方法,即 DIBR (Depth Image Based Rendering) 合成技术^[3]。而 DIBR 合成技术是借助输入的原始视角的纹理图和深度图来合成新的视角信息,因此深度图的质量^[4]会直接影响合成新视角的质量。此外,无论是直接通过硬件计算得到的深度图或者利用深度估计算法计算得到的深度图,总会掺杂进各种各样的失真。不同于纹理图失真造成

到稿日期:2018-05-30 返修日期:2018-08-15 本文受国家自然科学基金项目(61771473,61379143),江苏省“六大人才高峰”高层次人才项目(XYDXX-063),江苏省“青蓝工程”中青年学术带头人项目资助。

陈 曦(1995—),男,硕士生,主要研究领域为深度图像质量评价;李雷达(1982—),男,博士,教授,CCF 会员,主要研究领域为人工智能、图像处理与识别、视觉质量评价等,E-mail:lileida@cumt.edu.cn(通信作者);李巧月(1989—),女,硕士生,主要研究领域为图像质量评价;韩习习(1993—),女,硕士生,主要研究领域为图像识别分类;祝汉城(1989—),男,博士生,主要研究领域为深度学习。

的亮度方面的误差,深度图的失真会使得合成后的新视角图像内容产生位置上的错误^[5],并且深度图在边缘处的失真会造成关键性的影响。因此,本算法通过提取和评价深度图中边缘处的失真区域来对深度图进行质量评价。

2 相关工作

2.1 2-D 评价算法

目前已有传统算法被用来评价图像的质量。全参考算法是通过对比失真图像和参考图像来评价图像质量,如基于结构相似度的图像质量算法(SSIM)^[6]、多尺度 SSIM 方法(MS-SSIM)^[7]、特征相似度算法(FSIM)^[8]、基于梯度相似性的算法(GSM)^[9]、基于梯度相似度的图像质量评价算法(GMSD)^[10]和基于视觉信息保真度的方法(VIF)^[11]等。无参考方法则不需要参考图像,包括图像空间域无参考评价(BRISQUE)^[12]、自然图像质量评价(NIQE)^[13]、基于图像衍生数据的分析评价(DESIQUE)^[14]、基于 DCT 域统计信息的方法(BLIINDS-II)^[15]、基于自然场景统计的通用型方法(BIQA)^[16]等。

另外,现有文献中有少量针对深度图质量评价的算法。Farid 等^[17]提出了一种评价深度图压缩失真的 BDQM(Blind Depth Quality Metric)方法,即通过分析深度图中对压缩失真敏感的像素,建立其梯度值的分布直方图,用直方图的形状来描述深度图质量。Sen 等^[18]根据空间相似度、边缘方向相似度、边缘块长度相似度对纹理图和深度图进行匹配,用不重合部分占全图的比例来描述深度图质量。

2.2 存在的问题

从现有的算法看,传统的图像质量评价方法,无论是全参考算法还是无参考算法,都未能针对深度图失真的特殊性进行设计,导致评价的准确性较差。目前针对深度图质量评价的算法只能评价压缩失真,而且需要借助无失真的纹理图进行评价,在实际中不容易实现。基于以上分析,亟需设计一种对深度图进行质量评价的模型。

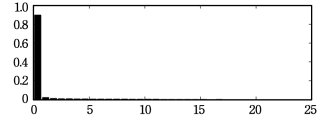
3 基于自然场景统计的深度图像质量评价算法

输入基于深度图的绘制方法(DIBR)的有纹理图和深度图,本文主要评价深度图的失真对合成结果产生的影响。在文献^[16]中,Xue 等利用梯度幅值和拉普拉斯算子来表征自然图像的质量,并取得了比较理想的效果。受此启发,我们在深度图上也做了类似的实验,结果发现,在深度图全部区域内,梯度幅值和拉普拉斯算子并未呈现出有规则的统计分布。与此同时,如图 1 所示,当在深度图边缘区域做统计时,以上两个特征呈现出明显的规则分布。根据以上实验结论,如图 2 所示,首先利用 Canny 算子检测出边缘,再利用检测出的边缘确定深度图边缘失真区域;然后对深度图求梯度幅值和高斯-拉普拉斯算子,在边缘失真区域内求其分布,并用韦伯分布(Weibull Distribution)和非对称高斯分布(Asymmetric Generalized Gaussian Distribution, AGGD)建立模型,将两个

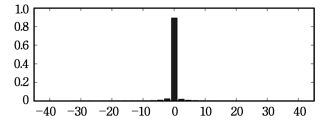
模型的参数作为图像用于训练的特征;最后用随机森林模型对图像多尺度下总的特征进行训练并生成评价模型。



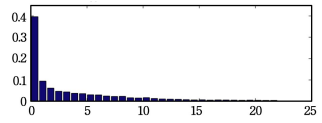
(a) Poznan hall 深度图



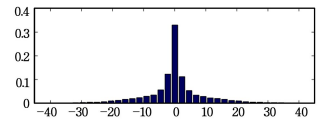
(b) Poznan hall 整体区域的 GM 分布直方图



(c) Poznan hall 整体区域的 LOG 分布直方图



(d) Poznan hall 边缘区域的 GM 分布直方图



(e) Poznan hall 边缘区域的 LOG 分布直方图

图 1 Poznan hall 整体区域与边缘区域的 GM 分布直方图和 LOG 分布直方图

Fig. 1 Marginal distributions of GM and LOG in overall area and marginal area

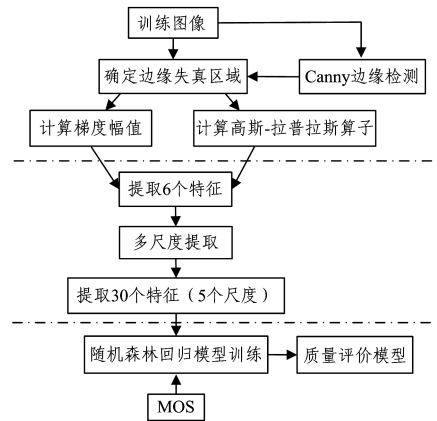


图 2 质量评价模型的生成示意图

Fig. 2 Generate schematic diagram of quality evaluation model

3.1 边缘失真区域的确定

在本算法中,首先利用 Canny 算子检测深度图边缘,并选取边缘像素点附近 $9(3 \times 3 = 9)$ 个像素点的集合作为深度图边缘失真区域。如图 3 所示,图 3(a)中连接像素点 A 和像素点 B 的线段是利用 Canny 算子检测出的一条边缘线段,图

3(b)所示的黑色像素点区域是通过选取周围像素点后确定的深度图边缘失真区域。

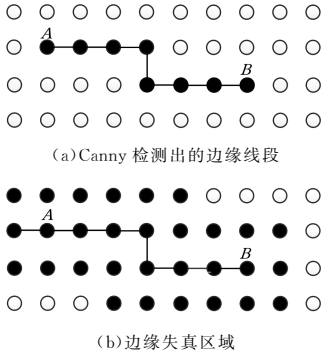


图 3 失真区域的选择示意图

Fig. 3 Schematic diagram of distorted region

3.2 空间尺度的建立

如图 4 所示,所提方法在 5 个尺度上进行分析,5 个尺度包含 1 个原始尺度和 4 个经过低通滤波和降采样后的尺度。

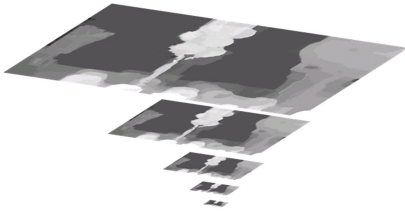


图 4 尺度空间示意图

Fig. 4 Schematic diagram of scale space

3.3 特征的选取

假如 I 是图像,它的梯度幅值(Gradient Magnitude, GM)图可以计算为:

$$G_I = \sqrt{[I \otimes h_x]^2 + [I \otimes h_y]^2} \quad (1)$$

其中,“ \otimes ”是线性卷积,同时 $h_d (d \in \{x, y\})$ 是用于水平(x)方向和竖直(y)方向上的高斯偏导滤波器。

$$h_d(x, y | \sigma) = \frac{\partial}{\partial d} g(x, y | \sigma) = -\frac{1}{2\pi\sigma^2\sigma} \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right) \quad (2)$$

其中, $d \in \{x, y\}$, $g(x, y | \sigma)$ 是各向同性高斯函数,尺度参数为 σ 。

$$g(x, y | \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right) \quad (3)$$

高斯-拉普拉斯(Laplacian of Gaussian, LOG)图可计算为:

$$L_I = I \otimes h_{LOG} \quad (4)$$

$$h_{LOG}(x, y | \sigma) = \frac{\partial^2}{\partial x^2} g(x, y | \sigma) + \frac{\partial^2}{\partial y^2} g(x, y | \sigma)$$

$$= -\frac{1}{2\pi\sigma^2} \frac{x^2 + y^2 - 2\sigma^2}{\sigma^2} \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right) \quad (5)$$

由于深度图表征的是被测物体的距离,像素值的大小代表物体距离的远近,图中非物体边缘处是大量的相似平坦区域,因此在整个图像上,GM 和 LOG 并未呈现有规律分布。经过进一步的研究可以发现,在 3.1 节确定的边缘失真区域内,GM 和 LOG 呈现出了一定的统计规律分布。图 5(a)和图

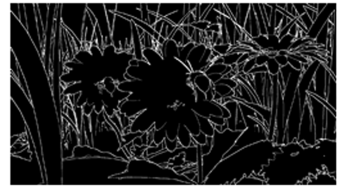
5(b)展示了无失真 Microworld 图以及它的边缘失真区域,图 5(c)和图 5(e)是 Microworld 边缘失真区域的 GM 图及其对应的分布直方图,图 5(d)和图 5(f)是 Microworld 边缘失真区域的 LOG 图及其对应的分布直方图。可以注意到,GM 的分布呈现韦伯分布^[19];与此同时,LOG 的分布呈现非对称高斯分布^[12,20]。经过进一步的研究发现,当不同的失真类型被添加进无失真的深度图中时,GM 和 LOG 的分布曲线开始偏离原始规则的分布,如图 6 所示;当不同类型的失真加入深度图时,GM 和 LOG 分布产生了不同程度的偏离。



(a) Microworld



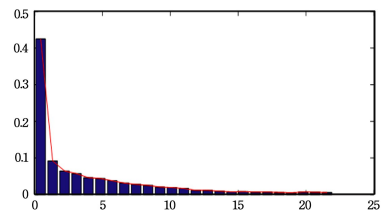
(b) 边缘失真区域的



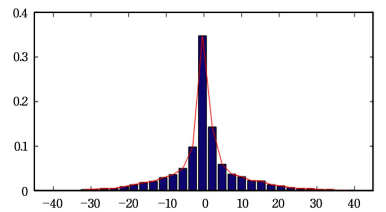
(c) 边缘失真区域的 GM 图



(d) 边缘失真区域的 LOG 图



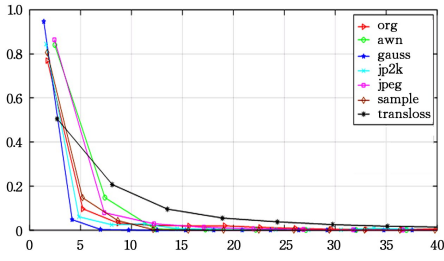
(e) 边缘失真区域的 GM 分布直方图



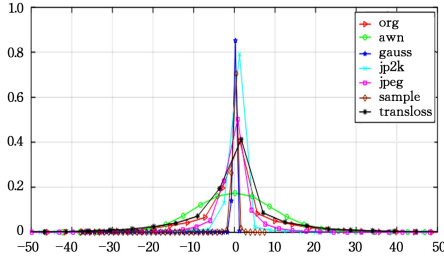
(f) 边缘失真区域的 LOG 分布直方图

图 5 Microworld 边缘失真区域的 GM 和 LOG 图及其分布直方图

Fig. 5 GM and LOG map as well as their marginal distributions



(a)不同失真类型下 GM 的分布曲线



(b)不同失真类型下 LOG 的分布曲线

图 6 不同失真的 GM 和 LOG 分布直方图

Fig. 6 Histogram of GM and LOG for an undistorted depth map and its various distorted versions

基于以上分析,我们利用这种由于失真造成的不同程度的曲线偏差来表示失真深度图像的质量。

3.3.1 Weibull Distribution

GM 的分布曲线采用韦伯分布来拟合^[19],表达式如下:

$$p(x;a,b)=\begin{cases} \frac{a}{b^a}x^{a-1}\exp(-(\frac{x}{b})^a), & x \geq 0 \\ 0, & x < 0 \end{cases} \quad (6)$$

其中, a 是比例参数, b 是形状参数。由此,我们将 (a,b) 作为 2 个特征来描述韦伯分布。

3.3.2 AGGD

LOG 的分布曲线采用非对称高斯分布 AGGD 来拟合^[20]。零均值 AGGD 的表达式如下:

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

其中:

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

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

其中, v 是 AGGD 分布的形状参数, σ_l^2 和 σ_r^2 则分别表示 AGGD 分布的左右方差。 v,σ_l^2,σ_r^2 可由快速匹配法^[21]得到。将 $(\eta,v,\sigma_l^2,\sigma_r^2)$ 作为 4 个特征来描述 AGGD,其中:

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

3.4 特征的确定

在图像质量评价中,梯度幅值和高斯-拉普拉斯算子用来表示图像的一阶特征和二阶特征。与此同时,韦伯分布和非对称高斯分布的系数随着图像质量的变化呈现单调变化,因此可以用两个分布的系数来表示图像质量。选取一组内容失真种类相同但失真程度不同的图像(高斯噪声失真的 gt_fly 深度图),画出其 2 个分布的 6 个系数特征的变化趋势,如图 7 所示,其中 MOS 值越大图像的质量越高。

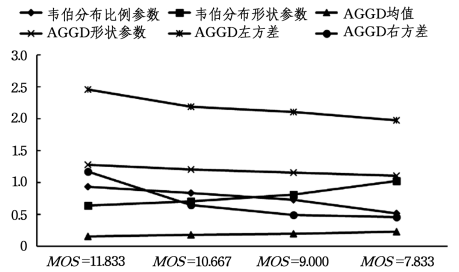


图 7 选取的系数特征与图像质量的关系

Fig. 7 Relationship between coefficient features and image quality

3.5 质量评价模型的建立

基于以上分析,我们选择随机森林(RF)模型^[22]及其应用^[23]来建立特征与主观分数之间的关系。RF 已经被广泛地应用于图像质量评价问题中^[24-25]。

在本文方法中,每个尺度提取 6 个特征。对于每张深度图,在 5 个尺度上共提取出 30 个特征。对于得到的特征,通过 RF 模型训练得到质量评价模型。最后,在待测试的深度图上提取相同的 30 个特征,输入上一步训练好的模型得到深度图的质量分数。

4 实验结果

4.1 实验描述

本节在两个 3D 图像库上对所提方法的性能进行测试。

1)MCL-3D 数据库:MCL-3D 数据库^[26]是由 2D 图像及其对应深度图(2D-image-plus-depth)构成的,是一种用于 3D 图像质量评价的数据库,其中的纹理图和深度图有 9 种不同内容,分辨率为 1920×1080 或 1024×768 ,各有 3 个不同的视角。每张纹理图和深度图都被加入了不同的失真种类:高斯白噪声(Additive White Gaussian Noise Contamination),高斯模糊(Gaussian Blur),降采样模糊(Down-sampling Blur),JPEG 压缩(JPEG Compression),JP2K 压缩(JP2K Compression)和传输丢失(Transmission Loss)。与此同时,每种失真分为 4 个不同的程度。在进行 DIBR 时,共有 3 种组合图像(分别为失真纹理图和无失真深度图的组合)失真深度图和无失真纹理图的组合、失真纹理图和失真深度图的组合,被输入 DIBR 软件来生成失真的图像对。我们只针对失真深度图和无失真纹理图进行评价。

无失真纹理图这对输入组合进行测试,因此共有 648 张产生失真的深度图。

2) SIAT Synthesized Video Quality Database^[27]: SIAT Synthesized Video Quality Database 共有 10 个初始合成的多视点纹理加深度视频(MVD)结果。每个合成结果再经过 14 个不同的纹理/深度量化级数组合后用于生成不同压缩程度的纹理/深度视角对,从而进一步生成了 140 个不同失真程度的 MVD 结果。我们只针对深度信息被压缩的情况进行测试,即输入的纹理信息是无压缩的,因此共有 40 组不同量化等级的压缩深度视频对(两个视角);同时我们假设两个输入视角对合成新视角的贡献是相同的。

为了评估本方法的表现,通过 4 个标准来衡量客观评价质量分数与主观分数的一致性。这 4 个标准为皮尔森线性相关系数(PLCC)、斯皮尔曼秩相关系数(SRCC)、肯德尔秩次相关系数(KRCC)、均方根误差(RMSE)。当一种方法的 PLCC, SRCC 和 KRCC 越接近 1, RMSE 越接近 0 时,说明该方法与主观分数拟合得越好,性能越优越。我们采用下面的 Logistic 非线性回归方程对主客观评价进行非线性回归^[28]:

$$f(x) = \beta_1 \left(\frac{1}{2} - \frac{1}{1 + e^{\beta_2(x - \beta_3)}} \right) + \beta_4 x + \beta_5 \quad (11)$$

其中, x 代表客观质量评价分数,选择合适的 β_i 使得 $f(x)$ 图像主观分数的误差最小。

具体测试过程中的主要参数设置如下:1) Canny 边缘检测滤波器采用默认参数,降采样中的高斯滤波器参数 σ 采用默认值 0.5,滤波器窗口大小为 3×3 ;2) RF 模型训练测试时, $(n_{tree}, m_{try}) = (1400, 250)$, 并选取数据库中 80% 的数据作为训练集,剩余 20% 的数据作为测试集,重复测试 1000 次。

4.2 结果分析

本节选取现有的 10 种全参考方法(PSNR, SSIM^[6], MSSSIM^[7], FSIM^[8], GSM^[9], GMSD^[10], VIF^[11], IWSSIM^[34], IGM^[35], MAD^[36]), 10 种无参考方法(BRISQUE^[12], NIQE^[13], DESIQUE^[14], BLIINDS-II^[15], BIQA^[16], ILNIQE^[29], NFERM^[30], DIIVINE^[31], BIQI^[32], QAC^[33]), 2 种深度图质量评价方法(BDQM^[17]和 BPR^[18])与所提方法进行性能对比。表 1 和表 2 分别是在 MCL-3D 和 SIAT 数据库上测试的结果,性能最好的全参考和无参考方法被加粗显示。

在 MCL-3D 图像库中,无参考方法 BIQA 和全参考方法 GMSD 获得了比较好的性能,两种深度图质量评价方法只能评价压缩失真,无法很好地处理 MCL-3D 库中出现的多种常规失真,效果一般。本文提出的方法是基于训练的无参考评价方法,性能优于现有的客观评价方法。SIAT 视频库未提供无失真的深度图,因此只对无参考的方法进行测试。在 SIAT 库中, BIQA 方法和 QAC 方法获得了比较好的性能,两种深度图的质量评价方法也比通用的质量评价方法有着更好的性能。由于 SIAT 库只针对压缩产生的失真进行设计,并没有考虑其余的常见失真类型,因此如果可供训练测试的数据集和失真类型有所增加,则模型对图像质量的评价会更加准确。

表 1 MCL-3D 数据库上各方法测试结果的对比

Table 1 Performance comparison of different methods on

MCL-3D database					
方法	类	PLCC	SRCC	KRCC	RMSE
BRISQUE	NR	0.6594	0.3516	0.2390	1.2046
NIQE	NR	0.3918	0.3451	0.2332	1.6741
ILNIQE	NR	0.3143	0.2279	0.1602	1.7210
NFERM	NR	0.4736	0.3876	0.2698	1.6111
DESIQUE	NR	0.5728	0.3699	0.2524	1.3134
BLIINDS-II	NR	0.3880	0.3421	0.2304	1.6891
BIQA	NR	0.8094	0.6176	0.4392	0.9307
DIIVINE	NR	0.4543	0.4039	0.2814	1.6274
BIQI	NR	0.3291	0.3102	0.2189	1.7130
QAC	NR	0.5689	0.2681	0.1958	1.3177
PSNR	FR	0.7947	0.6972	0.5219	0.9726
SSIM	FR	0.8069	0.6418	0.4723	0.9464
MS-SSIM	FR	0.8022	0.6283	0.4635	0.9565
IWSSIM	FR	0.8223	0.6819	0.5112	0.9117
FSIM	FR	0.8290	0.6498	0.4860	0.8961
GSM	FR	0.8151	0.6571	0.4880	0.9281
IGM	FR	0.7991	0.6759	0.4997	0.9633
GMSD	FR	0.7560	0.7386	0.5510	1.0489
VIF	FR	0.5268	0.5294	0.3918	1.5893
MAD	FR	0.7786	0.7226	0.5423	1.0053
BDQM		0.3591	0.3623	0.2464	1.7031
BPR		0.5938	0.5539	0.4024	1.2637
本文方法		0.8744	0.7983	0.6181	0.7722

表 2 SIAT 数据库上各方法测试结果的对比

Table 2 Performance comparison of different methods on

SIAT database					
方法		PLCC	SRCC	KRCC	RMSE
BRISQUE	NR	0.5045	0.4929	0.4103	0.1331
NIQE	NR	0.3284	0.3591	0.2846	0.1817
ILNIQE	NR	0.2193	0.2530	0.1532	0.1992
NFERM	NR	0.3529	0.3437	0.2602	0.1707
DESIQUE	NR	0.4338	0.3550	0.2760	0.1420
BLIINDS-II	NR	0.4035	0.3993	0.3052	0.1551
BIQA	NR	0.5491	0.5874	0.4519	0.1324
DIIVINE	NR	0.4782	0.2719	0.1645	0.1361
BIQI	NR	0.4567	0.4340	0.3777	0.1392
QAC	NR	0.6024	0.5417	0.4179	0.1258
BDQM		0.6152	0.5616	0.4443	0.1174
BPR		0.6569	0.6127	0.4975	0.1092
本文方法		0.6888	0.6190	0.5000	0.1039

整体来说,现有方法,无论是全参考方法还是无参考方法,都未能关注到深度图的特殊性,现有的深度图质量评价方法只针对压缩失真。本文设计的评价方法正是针对深度图分布与失真带来影响的特殊性进行设计,因此相比于现有的方法,本文所提方法有着明显的性能优势。

4.3 跨库测试

为了进一步证明所提方法的可扩展性,采用跨库测试的方案。MCL-3D 库有 6 种失真,而 SIAT 数据库只有 1 种压缩失真。因此我们在 MCL-3D 数据库上对算法进行训练,而在 SIAT 数据库上进行测试。为了对比,选取 8 种通过训练的无参考质量评价方法与所提方法进行对比。实验结果如表 3 所列,在跨库性能方面,与其他现有的通过训练的无参考方法相比,所提方法也有着明显优势。

表 3 在 MCL-3D 数据库上训练而在 SIAT 库上测试的实验结果

Table 3 Performance comparison when trained on MCL-3D database and tested on SIAT database

方法	类	PLCC	SRCC	KRCC	RMSE
BRISQUE	NR	0.4186	0.4315	0.3647	0.1447
NFERM	NR	0.4418	0.3501	0.2693	0.1403
DESIQUE	NR	0.4531	0.3973	0.3021	0.1396
BLIHDS-II	NR	0.3663	0.3841	0.2905	0.1609
BIQA	NR	0.3979	0.4063	0.3175	0.1572
DIIVINE	NR	0.4152	0.3772	0.2883	0.1513
BIQI	NR	0.4075	0.2254	0.1475	0.1525
QAC	NR	0.5894	0.4887	0.4079	0.1282
本文方法		0.6577	0.5952	0.4286	0.1061

4.4 尺度数量的影响

本文尺度空间选择的总尺度数为 5,即包含 1 个原始图和 4 个经过低通滤波和下采样处理的尺度图。通过对比实验来研究尺度数量对实验结果的影响,结果如表 4 所列。由实验结果可知,当总尺度数为 5 时,效果最好。

表 4 尺度空间中不同尺度数量下的实验结果

Table 4 Performance of proposed method when different number of scales are used in building the scale-space representation

数据库	尺度数	PLCC	SRCC	KRCC	RMSE
MCL-3D	1	0.8362	0.7291	0.5445	0.8953
	2	0.8489	0.7451	0.5684	0.8615
	3	0.8458	0.7361	0.5500	0.8626
	4	0.8584	0.7486	0.5771	0.8554
	5	0.8744	0.7983	0.6181	0.7722
	6	0.8595	0.7721	0.5923	0.8531
SIAT	1	0.5785	0.5413	0.4121	0.1304
	2	0.5954	0.5682	0.4494	0.1275
	3	0.5821	0.5481	0.4311	0.1284
	4	0.6549	0.5895	0.4765	0.1158
	5	0.6888	0.6190	0.5000	0.1039
	6	0.6793	0.5988	0.4805	0.1075

4.5 特征选择的影响

本文选取了深度图像的一阶特征梯度幅值拟合结果的 2 个系数和二阶特征高斯-拉普拉斯特征拟合结果的 4 个系数特征进行深度图质量评价模型的训练。为了研究一阶特征和二阶特征在生成深度图质量评价模型中的作用,以及更好地说明所提方法采用一阶二阶组合特征的优越性,本文分别用梯度幅值和高斯-拉普拉斯算子及其组合来进行深度图质量评价模型的训练,结果如表 5 所列。

表 5 采用不同特征时的实验结果

Table 5 Experimental results with different characteristics

数据库	内容	PLCC	SRCC	KRCC	RMSE
MCL-3D	一阶	0.7231	0.6128	0.4302	1.0779
	二阶	0.6926	0.6064	0.4291	1.1497
	组合	0.8744	0.7983	0.6181	0.7722
SIAT	一阶	0.3961	0.3679	0.2871	0.1584
	二阶	0.4132	0.3915	0.3015	0.1518
	组合	0.6888	0.6190	0.5000	0.1039

实验结果表明,当仅采用一阶特征或二阶特征来训练深度图质量评价模型时,模型并不能很好地表示深度图的质量。当采用一阶二阶特征组合训练时,模型能够更好地提取深度图的信息,从而更准确地评价深度图的质量。

结束语 本文提出了一种基于自然场景统计的深度图无

参考质量评价方法。在此方法中,利用 NSS,无须借助深度图对应的纹理图信息,仅利用深度图边缘失真区域的 GM 和 LOG 分布特征,并借助随机森林回归方法进行训练生成了质量评价模型。实验结果表明,此方法有效地将 NSS 与深度图质量评价进行了结合,优于现有的深度图质量评价方法,能够很好地表示深度图的质量,对深度图质量优化和视角合成算法的改进有着重要的参考意义。

参 考 文 献

- [1] MIN D, KIM D, YUN S U, et al. 2D/3D freeview video generation for 3DTV system [J]. Image Communication, 2009, 24 (1-2): 31-48.
- [2] TANIMOTO M. FTV (free-viewpoint television)[J]. Signal Processing Image Communication, 2012, 27(6): 555-570.
- [3] FEHN C. Depth-image-based rendering (DIBR), compression, and transmission for a new approach on 3D-TV[C]// Proceedings of the International Society for Optical Engineering, 2004: 93-104.
- [4] FEHN C, BARRE R D L, PASTOOR S. Interactive 3-DTV- Concepts and Key Technologies[J]. Proceedings of the IEEE, 2006, 94(3): 524-538.
- [5] KIM W S, GOMILA C, GOMILA C, et al. Depth MAP distortion analysis for view rendering and depth coding[C]// IEEE International Conference on Image Processing. IEEE Press, 2009: 721-724.
- [6] WANG Z, BOVIK A C, SHEIKH H R, et al. Image quality assessment: from error visibility to structural similarity[J]. IEEE Trans Image Process, 2004, 13(4): 600-612.
- [7] WANG Z, SIMONCELLI E P, BOVIK A C. Multiscale structural similarity for image quality assessment[C]// Conference Record of the Thirty-Seventh Asilomar Conference on Signals, Pacific Grove; IEEE Press, 2004: 1398-1402.
- [8] ZHANG D. FSIM: A Feature Similarity Index for Image Quality Assessment[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2011, 20(8): 2378-2386.
- [9] LIU A, LIN W, NARWARIA M. Image quality assessment based on gradient similarity[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2012, 21(4): 1500.
- [10] 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.
- [11] SHEIKH H R, BOVIK A C. Image information and visual quality[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2006, 15(2): 430.
- [12] 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.
- [13] MITTAL A, SOUNDARARAJAN R, BOVIK A C. Making a "Completely Blind" Image Quality Analyzer [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2013, 20(3): 209-212.
- [14] ZHANG Y. No-reference image quality assessment based on log-derivative statistics of natural scenes[J]. Journal of Electronic

- Imaging, 2013, 22(4):1117-1127.
- [15] 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.
- [16] 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.
- [17] FARID M S, LUCENTEFORTE M, GRANGETTO M. Blind depth quality assessment using histogram shape analysis[C]// 3DTV-Conference: the True Vision-Capture, Transmission and Display of 3d Video. IEEE, 2015:1-5.
- [18] XIANG S, YU L, CHEN C W. No-reference Depth Assessment Based on Edge Misalignment Errors for T+D Images[J]. IEEE Transactions on Image Processing A Publication of the IEEE Signal Processing Society, 2015, 25(3):1479-1494.
- [19] GEUSEBROEK J M, SMEULDERS A W M. A Six-Stimulus Theory for Stochastic Texture[J]. International Journal of Computer Vision, 2005, 62(1-2):7-16.
- [20] HUANG J, MUMFORD D. Statistics of Natural Images and Models[J]. Proceedings of Conference Computer Vision & Pattern Recognition, 1999, 1(23):1541.
- [21] LASMAR N E, STITOU Y, BERTHOUMIEU Y. Multiscale skewed heavy tailed model for texture analysis[C]// IEEE International Conference on Image Processing. IEEE, 2009:2281-2284.
- [22] LEO B. Random Forests[J]. Machine Learning, 2001, 45(1):5-32.
- [23] JAIANTILAL A. Classification and Regression by Random Forest-MATLAB[OL]. <https://code.google.com/p/randomforestmatlab/issues/detail?id=9&q=citation>.
- [24] PEI S C, CHEN L H. Image Quality Assessment Using Human Visual DOG Model Fused With Random Forest [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2015, 24(11):3282-3292.
- [25] GU Z, ZHANG L, LIU X, et al. Learning quality-aware filters for no-reference image quality assessment[J]. IEEE International Conference on Multimedia and Expo. 2014, 21(1):1-6.
- [26] 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, 2014, 31(5):1593-1611.
- [27] LIU X, ZHANG Y, HU S, et al. Subjective and Objective Video Quality Assessment of 3D Synthesized Views With Texture/Depth Compression Distortion[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2015, 24(12):4847-4861.
- [28] SHEIKH H R, SABIR M F, BOVIK A C. A statistical evaluation of recent full reference image quality assessment algorithms [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2006, 15(11):3440-3451.
- [29] 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.
- [30] GU K, ZHAI G, YANG X, et al. Using Free Energy Principle For Blind Image Quality Assessment[J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2014, 17(1):50-63.
- [31] MOORTHY 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.
- [32] 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.
- [33] XUE W, ZHANG L, MOU X. Learning without Human Scores for Blind Image Quality Assessment[C]// Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE, 2013:995-1002.
- [34] WANG Z, LI Q. Information content weighting for perceptual image quality assessment[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2011, 20(5):1185-1198.
- [35] WU J, LIN W, SHI G, et al. Perceptual quality metric with internal generative mechanism[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2013, 22(1):43-54.
- [36] 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):1-21.