

四元数小波变换优化单目图的无参考 立体图像质量评价

李一凡¹, 李朝锋^{2*}, 桑庆兵^{1**}

¹江南大学物联网工程学院, 江苏 无锡 214166;

²上海海事大学物流科学与工程研究院, 上海 200135

摘要 通过四元数小波变换分解立体图像的左右视图, 获取不同尺度不同方向的幅值相位信息, 并结合人眼视觉特性生成单目图; 对左右视图和单目图作亮度去均值对比度归一化(MSCN)处理, 获取 MSCN 系数图, 采用广义高斯分布模型拟合 MSCN 系数和 MSCN 四方向邻域系数乘积, 提取统计参数特征(联合峰度、偏度、标准偏差和能量), 组成特征向量, 通过 XGBoost 模型预测图像质量感知得分。结果表明, 所提立体图像质量评价算法在 LIVE3D 图像库上优于其他方法, 并且运行速度得到大幅度提高。

关键词 图像处理; 立体图像质量评价; 四元数小波变换; 单目图; 去均值对比度归一化; XGBoost

中图分类号 TP391.4

文献标识码 A

doi: 10.3788/LOP56.181006

No-Reference Stereo Image Quality Assessment of Cyclopean Images Optimized Using Quaternion Wavelet Transform

Li Yifan¹, Li Chaofeng^{2*}, Sang Qingbing^{1**}

¹College of Internet of Things Engineering, Jiangnan University, Wuxi, Jiangsu 214166, China;

²Institute of Logistics Science & Engineering, Shanghai Maritime University, Shanghai 200135, China

Abstract First, the left and right views of stereo images are decomposed by quaternion wavelet transform to obtain the amplitude and phase information of different scales and directions, and then cyclopean images are generated by combining human visual characteristics. The left views, right views, and cyclopean images are processed via mean subtracted contrast normalization (MSCN). The MSCN coefficient map is then obtained. The MSCN coefficient and the product of MSCN four-direction neighborhood coefficients are fitted via a generalized Gauss distribution model to extract statistical parameter features. The feature vectors are formed by combining the kurtosis, skewness, standard deviation, and energy. The image quality perception score is then predicted using the XGBoost model. Experimental results show that the proposed stereo image quality assessment algorithm is superior to other reported methods in the LIVE 3D image database and it greatly improves the running speed.

Key words image processing; stereo image quality assessment; quaternion wavelet transform; cyclopean image; mean subtraction and contrast normalization; XGBoost

OCIS codes 100.2000; 100.6890; 110.3000

1 引言

图像质量评价是现代图像处理领域的一个重要方向, 在日常生活中的应用日益增多。随着现代科学技术的高速发展, 人们越来越离不开智能手机和

个人计算机, 如何评价经压缩、传输后失真的图像质量显得尤为重要, 图像质量评价也因此有了非常重要的现实意义。

图像质量评价总体分为三种类型: 全参考图像质量评价、半参考图像质量评价、无参考图像质量评

收稿日期: 2019-02-27; 修回日期: 2019-03-25; 录用日期: 2019-04-09

基金项目: 国家自然科学基金(61771223)、江苏省自然科学基金(BK20171142)

* E-mail: wxlichaofeng@126.com; ** E-mail: sangqb@163.com

价^[1]。其中,全参考图像质量评价发展最早,发展时间最长,需要原始图像作参考,通过与失真图像对比得出质量得分;半参考图像质量评价需要部分原始图像信息;无参考图像质量评价完全不需要原始图像信息,通过各种手段直接得出图像质量得分,因此研究意义最大,是最应该投入关注的研究方向^[2]。

立体图像与平面二维(2D)图像的不同之处在于:立体图像有左右两幅视图;平面 2D 图像质量评价算法可以用于立体图像,分别计算其左右视图得分,再综合其得分得到最终分数,但是这种方法并没有考虑到双眼之间的相互作用,只是简单的加权计算。随着越来越多的学者将目光投放至立体图像质量评价领域,专门的立体图像质量评价算法应运而生。Chen 等^[3-4]在提取立体视差图的基础上把 2D 图像质量评价方法应用到三维(3D)图像质量评价上,并同时考虑 2D 和 3D 特征来进行 3D 图像评估。Shao 等^[5]将图像分为不同的区域,并独立地评估每个区域,最后整合得分。Su 等^[6]利用左右视差合成单目图,并提取自然场景统计特征来预测图像质量。Appina 等^[7]用双变量广义高斯分布模型拟合亮度和视差系数,设计出算法 StereoQUE。Zhang 等^[8]提出了一种基于卷积神经网络的立体图像质量评价方法,并设计了两个卷积神经网络用来学习不同的局部结构。Zhou 等^[9]模拟双眼视觉机制训练原始多变量高斯模型,用马氏距离测算图像质量。薛小波等^[10]提出了一种仿视觉细胞模型的立体图像质量评价方法。总体而言,相比于平面图像领域的研究热潮,针对立体图像的算法研究更少一些,该算法在公开立体图像库上的实验结果,以及对立体图像质量的预测结果的准确度要低一些。由立体图像的左右视图生成单目图是常见的处理方法,但合成单

目图的方法多种多样,有的算法运行需要消耗较长的时间,从而影响评价算法整体的性能。

本文提出了一种四元数小波变换优化单目图的立体图像质量评价方法。幅值和相位是重要的图像特征,而四元数小波变换能够提供不同尺度、不同方向的幅值相位信息。首先,将立体图像的左右视图进行四元数小波分解,获取幅值相位信息,并利用人眼视觉特性原理,获得符合人眼视觉特性的单目图,归一化左视图、右视图和单目图的局部亮度系数;然后,用广义高斯分布(GGD)模型拟合局部亮度归一化系数,用非对称广义高斯分布(AGGD)模型拟合四方向邻域的局部亮度归一化系数乘积,提取统计参数特征,包括联合峰度、偏度、标准偏差和能量,组成特征向量,经支持向量回归模型训练后预测图像分数。

2 四元数小波变换简介

四元数小波变换(QWT)是一种结合了四元数代数^[11]、二维希尔伯特变换和小波变换的新型图像分析工具。四元数小波变换的每个子带可以用幅值和相位表示,幅值具有近似的平移不变性,并且比小波变换能更好地反映图像的轮廓,两个相位可以表示局部图像偏移,第三个相位可以捕获图像纹理信息^[12]。其多尺度、多方向的幅值、相位信息已应用在许多图像处理领域,包括图像配准^[12]、纹理表示^[13]、纹理分类^[14]和图像融合^[15]。和小波变换相比,四元数小波变换具有近似平移不变性和丰富的相位信息。

四元数小波变换包括 4 个标准正交基组,因此形成 4 倍冗余的紧框架,4 个正交基可以用矩阵形式表示为

$$\mathbf{G} = \begin{bmatrix} \varphi_h(x)\varphi_h(y) & \varphi_h(x)\psi_h(y) & \psi_h(x)\varphi_h(y) & \psi_h(x)\psi_h(y) \\ \varphi_g(x)\varphi_h(y) & \varphi_g(x)\psi_h(y) & \psi_g(x)\varphi_h(y) & \psi_g(x)\psi_h(y) \\ \varphi_h(x)\varphi_g(y) & \varphi_h(x)\psi_g(y) & \psi_h(x)\varphi_g(y) & \psi_h(x)\psi_g(y) \\ \varphi_g(x)\varphi_g(y) & \varphi_g(x)\psi_g(y) & \psi_g(x)\varphi_g(y) & \psi_g(x)\psi_g(y) \end{bmatrix}, \quad (1)$$

式中: $\varphi_h(x)$ 为 x 轴尺度函数; $\varphi_h(y)$ 为 y 轴尺度函数; $\psi_h(x)$ 为 x 轴小波函数; $\psi_g(x)$ 为 y 轴小波函数。 \mathbf{G} 中的每一行代表一个实小波,每一列代表一个子带。利用四元数代数,可以将每列中的 4 个分组组成小波函数,即

$$\varphi^q(x, y) = \varphi_h(x)\varphi_h(y) + i\varphi_g(x)\varphi_h(y) + j\psi_h(x)\varphi_g(y) + k\psi_g(x)\varphi_g(y), \quad (2)$$

式中: $i^2 = j^2 = k^2 = ijk = -1$,且 $ij = -ji = k$, $jk = -kj = i$, $ki = -ik = j$ 。

3 四元数小波变换优化单目图的无参考立体图像质量评价

3.1 单目图像的产生方法

人类的双目感知通常可分为三种模式:双目融

合、双目竞争和双目抑制,其中,由于人类左右眼观察到的图像通常是极相似的,双目融合的特性更应当被考虑。自然场景的幅值和相位被认为是重要的特征。Oppenheim 等^[16]使用一幅图像的幅值和另一幅图像的相位合成的图像看起来与使用相位信息的图像更相似,证明了图像外观的主要贡献者为相位。文献[17-18]等证明幅值同样也是影响图像外观的重要因素,并且可以在仅有相位或仅有幅值的情况下重建信号,表明幅值和相位之间存在依赖性。本研究考虑左右视图的相似性,以及四元数小波变换提供的多尺度多方向的幅值相位信息,提出将图像分解成四元数小波域,计算图像各尺度各方向之

间的幅值相位相似度,并利用人眼视觉特性生成单目图。

具体的做法是:首先对立体图像的左、右视图分别作一级四元数小波分解,分解后将会得到一个低频子带 LL,三个高频子带 LH、HL、HH;每个子带有一个幅值 M_{ag} 和三个相位,分别为水平相位 φ 、垂直相位 θ 和对角相位 ψ 。幅值反映图像的概貌,相位反映图像的局部移位信息和纹理特征。Lena 图像的一级四元数小波分解图像如图 1 所示,分解之前的原图尺寸为 512 pixel \times 512 pixel,分解后的幅值图和相位图的尺寸为 256 pixel \times 256 pixel。

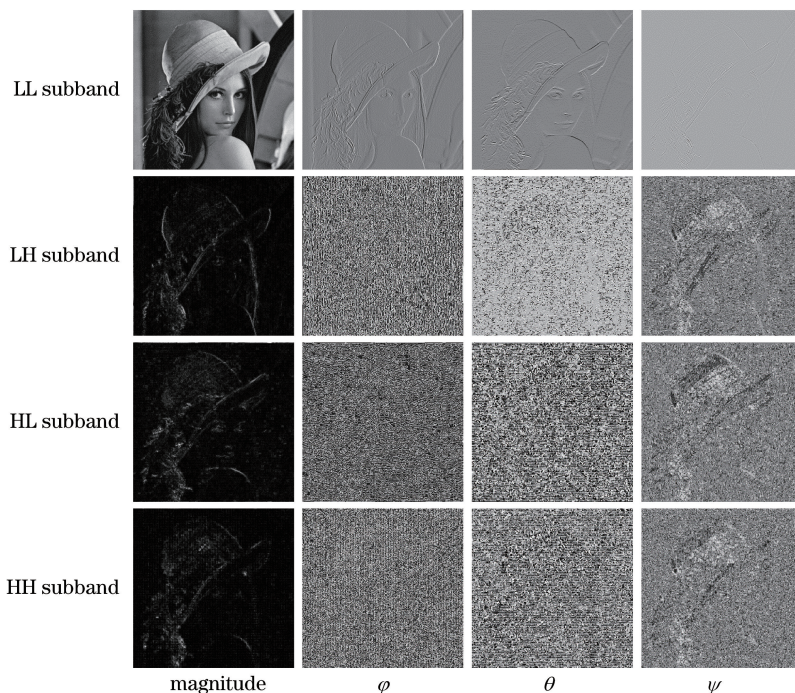


图 1 一级四元数小波变换分解 Lena 图像

Fig. 1 Decomposition of image Lena by first-level quaternion wavelet transform

由图 1 可以看出,低频子带的幅值较好地保留了原始图像的面貌,相位则突出了纹理结构。高频子带的幅值能够较好地还原图像的轮廓,相位则反映三个方向的纹理信息,其中 ψ 相位表示的对角纹理信息较突出。为了获取立体图像的单目图像,首先计算左视图、右视图的低频子带的幅值的相似度,表达式为

$$S_M(\Omega) = \frac{2M_{ag1}(\Omega)M_{ag2}(\Omega) + T}{M_{ag1}^2(\Omega) + M_{ag2}^2(\Omega) + T}, \quad (3)$$

式中: S_M 为低频子带 LL 的相似度; M_{ag1} 和 M_{ag2} 分别为左视图和右视图的低频子带 LL 的幅值; Ω 为整幅图像空间;为防止分母为 0,设置一个常数 $T = 0.01$ 。随后分别计算左视图和右视图的低频子带三

个方向的相位相似度。

$$S_\varphi(\Omega) = \frac{2\varphi_1(\Omega)\varphi_2(\Omega) + T}{\varphi_1^2(\Omega) + \varphi_2^2(\Omega) + T}, \quad (4)$$

$$S_\theta(\Omega) = \frac{2\theta_1(\Omega)\theta_2(\Omega) + T}{\theta_1^2(\Omega) + \theta_2^2(\Omega) + T}, \quad (5)$$

$$S_\psi(\Omega) = \frac{2\psi_1(\Omega)\psi_2(\Omega) + T}{\psi_1^2(\Omega) + \psi_2^2(\Omega) + T}, \quad (6)$$

式中: S 为相似度; φ_1 为左视图的第一相位; φ_2 为右视图的第一相位; θ_1 为左视图的第二相位; θ_2 为右视图的第二相位; ψ_1 为左视图的第三相位; ψ_2 为右视图的第三相位。相比于图像变化平缓的区域,人眼通常更能关注到变化急促的区域,这些区域通常能够提供更多的视觉信息。而图像的幅值

与相位呈正相关,幅值越大的地方相位也越明显,表明该区域越可能处在变化急促的部位,可以认为该区域是高信息区域,该区域的重要性相对较高,所以用 $M_m(\Omega) = \max[M_{\text{ag}_l}(\Omega), M_{\text{ag}_r}(\Omega)]$ 来优化单目图,使之更符合人眼视觉特性,式中: M_m 为幅值较大的区域; M_{ag_l} 为左视图的幅值; M_{ag_r} 为右视图的幅值;下角标 m 为最大值; l 为左视图; r 为右视图。低频子带的单目视觉矩阵的计算方法为

$$S_{\text{LL}}(\Omega) = S_M(\Omega) \cdot S_\phi(\Omega) \cdot S_\theta(\Omega) \cdot S_\psi(\Omega) \cdot M_m(\Omega). \quad (7)$$

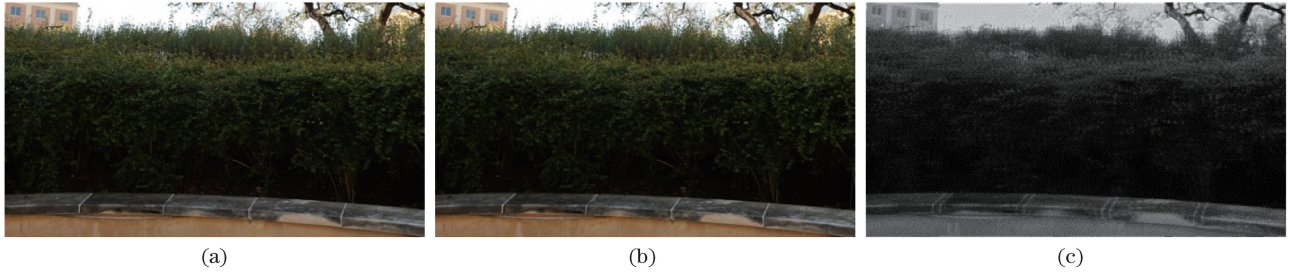


图2 本文方法生成的单目图。(a)左视图;(b)右视图;(c)单目图

Fig. 2 Cyclopean images produced by proposed method. (a) Left view; (b) right view; (c) cyclopean image

3.2 视觉质量感知特征生成

亮度去均值对比度归一化(MSCN)系数^[19]是一种常用的图像亮度衡量指标。MSCN系数的计算公式为

$$\hat{I}(u, v) = \frac{I(u, v) - \mu(u, v)}{\sigma(u, v) + C}, \quad (9)$$

$$\mu(u, v) = \sum_{n=-N}^N \sum_{l=-L}^L \omega_{n,l} I_{n,l}(u, v), \quad (10)$$

$$\sigma(u, v) = \sqrt{\sum_{n=-N}^N \sum_{l=-L}^L \omega_{n,l} [I_{n,l}(u, v) - \mu(u, v)]^2}, \quad (11)$$

式中: $\hat{I}(u, v)$ 是归一化后的图像块; u, v 是图像的像素点的位置; $I(u, v)$ 是图像块; C 是一个常数,设置为1,使分母不为0; n, l 为模板, $I_{n,l}(u, v)$ 是模板图像块, $\omega_{n,l}$ 是高斯加权函数; N 是模板的长, L 是模板的宽; μ 是局部的均值, σ 是局部的标准方差。本研究采用的是 7×7 的模板,即 $N=L=7$ 。图3为不同失真类型的单目图像的MSCN系数直方图。由图3可以看出,每种失真都给直方图带来了不同程度和不同形状的改变。Mittal等^[19]提出用广义高斯分布(GGD)模型拟合自然图像的MSCN系数的方法。图3可以看出本文提出的单目图具有高斯性,进一步将GGD模型用于拟合自然左右视图和单目图的MSCN系数。图3中, Ori代表原图,

在计算出低频子带的单目视觉矩阵之后,采用同样的方法计算出另外三个高频子带的单目视觉矩阵。考虑到四元数的每个子带都提供了不同尺度的视觉信息,将4个子带的矩阵相加求平均值,最终得出融合左右视图信息的单目图,即

$$S(\Omega) = [S_{\text{LL}}(\Omega) + S_{\text{LH}}(\Omega) + S_{\text{HL}}(\Omega) + S_{\text{HH}}(\Omega)]/4, \quad (8)$$

式中: $S_{\text{LH}}, S_{\text{HL}}, S_{\text{HH}}$ 分别为左右视图的高频子带LH、HL、HH的相似度。图2(a)、(b)取自LIVE3D图像库,图2(c)为根据上述步骤生成的单目图。结果表明,该单目图保留了原始图片的面貌。

JP2K代表JPEG2000压缩失真图像,JPEG代表JPEG压缩失真图像,WN代表白噪声失真图像,Blur代表模糊失真图像,FF代表快速衰落失真图像。选择GGD模型的形状参数 α 和方差 σ^2 作为图像质量感知特征,则

$$f(z; \alpha, \sigma^2) = \frac{\alpha}{2\beta\Gamma(1/\alpha)} \exp\left[-\left(\frac{|z|}{\beta}\right)^\alpha\right], \quad (12)$$

式中: f 为高斯函数; z 为MSCN系数; Γ 为Gamma函数; β 为尺度参数。

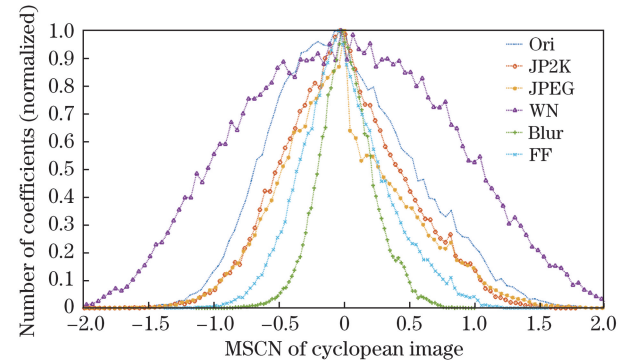


图3 单目图 MSCN 系数直方图

Fig. 3 Histogram of MSCN coefficient of cyclopean image

Mittal等^[19]对MSCN系数的邻域空间进行了研究,将相邻空间的系数相乘,得到水平、垂直、主对角线和副对角线四个方向的系数乘积。但是MSCN的四方向系数乘积直方图左右并不对称,存

在较明显的右拖尾。这种情况下,对称的 GGD 模型不能很好地拟合 MSCN 四方向系数乘积,于是采用非对称广义高斯分布 (AGGD) 模型来代替 GGD 模型进行拟合。图 4 是本文所提取的单目图的水平 MSCN 系数乘积直方图,与自然图像一样,同样具有较明显的右拖尾,所以用 AGGD 模型拟合自然左右视图和单目图的四个方向的 MSCN 系数乘积,将 AGGD 模型的参数 $(\eta, \alpha, \sigma_l^2, \sigma_r^2)$, $[\eta = (\beta_r - \beta_l) \Gamma(2/\alpha) / \Gamma(1/\alpha)]$ 作为统计特征。

$$f(h, \alpha, \sigma_l^2, \sigma_r^2) = \begin{cases} \frac{\alpha}{(\beta_l + \beta_r) \Gamma(1/\alpha)} \exp[-(-h/\beta_l)^\alpha], & h < 0 \\ \frac{\alpha}{(\beta_l + \beta_r) \Gamma(1/\alpha)} \exp[-(h/\beta_r)^\alpha], & h \geq 0 \end{cases}, \quad (13)$$

式中: h 为 MSCN 四方向邻域系数乘积; β_r 为右尺度参数; β_l 为左尺度参数; σ_l^2 为左方差; σ_r^2 为右方差。

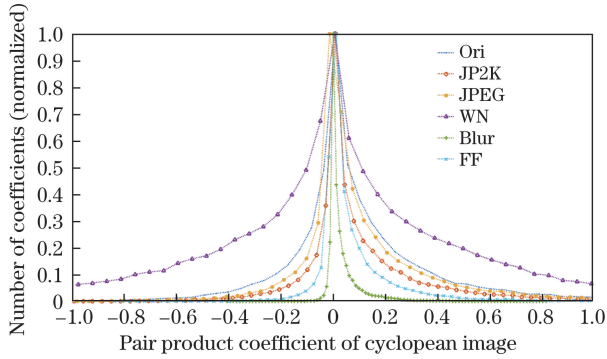


图 4 单目图水平 MSCN 系数直方图

Fig. 4 Histogram of horizontal MSCN coefficient of cyclopean image

偏度和峰度是一对检测数据正态性的指标,其中偏度反映数据的非对称分布程度,峰度反映数据的陡缓程度。上文已经指出, MSCN 系数和 MSCN 四方向邻域系数乘积具有近似高斯分布特性,所以本研究将偏度和峰度也作为图像质量感知特征。标准偏差用于衡量数据的离散程度,亮度均匀的图像标准偏差小,反之标准偏差则大。能量通常反映图像的锐利度,图像能量的大小可以显示出图像包含的信息的丰富程度。用标准偏差和能量作为图像特征,丰富了特征的多样性。

在图像质量评价方法中,多尺度的处理很常见。本研究对图像进行二级下采样处理,再次提取特征。通过对图像多尺度、多方向的特征提取,可以较好地反映图像的原有信息,增强特征矩阵描述原图的有效性。

3.3 所提无参考立体图像质量评价算法流程

近年来, XGBoost 模型^[20]在数据科学竞赛和工业界中的表现优秀。XGBoost 是一个可用于分类和回归问题的集成学习算法,是一种提升树模型,即将许多树模型集成在一起,形成一个很强的分类器。XGBoost 使用许多策略防止过拟合,利用损失函数关于待求函数的二阶导数优化目标函数,并且支持并行化,训练速度快。

使用回归树基学习器进行实验。回归树通过数据的不同特征属性,对属性进行决策分配到叶子节点,每一个叶子节点都对应一个预测分数。模型的参数设置如下:学习率取 0.1,树的总数量取 500,其他参数取默认值,其中树的最大深度、最小叶子分裂值、样本采样、属性列采样参数等采用 Sciki-learn 包里面的网格搜索 GridSearchCV 函数进行 XGBoost 参数的寻优。

本文算法流程图如图 5 所示。对立体图像的左视图、右视图和单目图进行 MSCN 处理,提取 MSCN 系数拟合 GGD 模型的形状参数、方差, MSCN 四方向邻域系数乘积拟合 AGGD 模型的形状参数、均值、左方差、右方差,并计算 MSCN 系数和 MSCN 四方向邻域系数乘积的偏度、峰度、标准偏差和能量,最后向下二级采样,再次计算特征。每幅图片提取 76 个特征,左视图、右视图和单目图共产生 228 个特征,即特征矩阵为 228 维。将拼接的特征输入到 XGBoost 模型,得到质量感知得分。

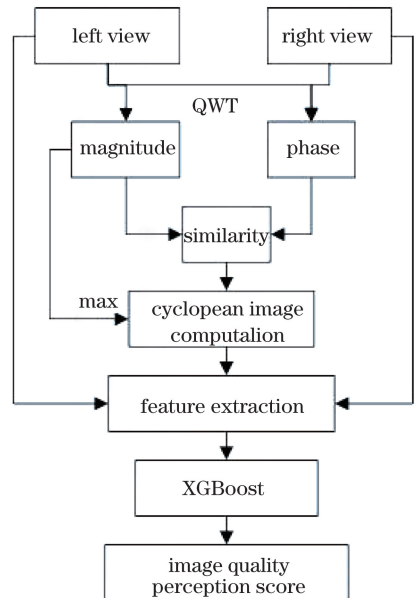


图 5 所提算法流程图

Fig. 5 Flowchart of proposed algorithm

4 结果与讨论

4.1 LIVE3D Phase I 图像库

LIVE3D 图像库是常用的 3D 图像算法评价库,由德克萨斯大学奥斯汀分校于 2012 年创建。Phase I 库由 20 幅原始图像和 365 幅失真图像组成。其中,JP2K、JPEG、WN 和 FF 四种类型的失真图像各 80 幅,Blur 类型的失真图像 45 幅。Phase I 库的图像失真全部为对称失真。

由于 LIVE3D Phase I 库一共有 20 对参考图像,所以选择 16 对参考图像对应的失真图像进行训练,剩下的 4 对参考图像对应的失真图像用来测试,以保证训练数据和测试数据互不重叠。为了保证实验结果的准确性,进行了 1000 次迭代实验,选择 1000 次实验结果的中值作为最终的结果。

与每一幅不同类型、不同程度的失真图像相对应的是图像的差分平均主观得分(DMOS)。参考真实的深度信息对失真图像进行质量评估,得到图像的 DMOS。DMOS 为失真图像与原始图像的之间的差异,所以,DMOS 越大,图像的质量越差。

在图像质量评价领域,通常用 Spearman 等级相关系数 S_{ROCC} 、Pearson 线性相关系数 P_{LCC} 和均

方根误差 R_{MSE} 来检验算法的性能。 S_{ROCC} 用于测量样本的收敛性和单调性, P_{LCC} 用于计算样本的线性相关度, R_{MSE} 用于计算样本之间的误差,计算公式为

$$S_{\text{ROCC}} = 1 - \frac{6}{M(M^2 - 1)} \sum_{t=1}^M (q_t - o_t)^2, \quad (14)$$

$$P_{\text{LCC}} = \frac{\sum_{t=1}^M (q_t - \bar{q})(o_t - \bar{o})}{\sqrt{\sum_{t=1}^M (q_t - \bar{q})^2 (o_t - \bar{o})^2}}, \quad (15)$$

$$R_{\text{MSE}} = \sqrt{\frac{1}{M} \sum_{t=1}^M (q_t - o_t)^2}, \quad (16)$$

式中: M 为样本总数; t 为样本顺序; q_t 为模型预测值; o_t 为人眼打分值; \bar{q} 为模型预测值的均值; \bar{o} 为人眼打分值的均值。 S_{ROCC} 与 P_{LCC} 的取值范围为 $[-1, 1]$,其绝对值越接近于 1,表示算法的性能越好,而 R_{MSE} 则是越低,表示算法性能越好。

表 1~3 为本文算法与其他立体图像质量评价算法^[3-4,6-9]的实验结果对比。从表 1~3 中可以看出,在 LIVE3D Phase I 全库上,本文算法的 S_{ROCC} 、 P_{LCC} 和 R_{MSE} 三个指标都得到了最好的结果,在单一的 FF 和 BLUR 失真类型上也表现最好。

表 1 LIVE3D Phase I 的 P_{LCC} 实验结果对比

Table 1 Comparison of P_{LCC} on LIVE3D Phase I

Method	WN	JP2K	JPEG	Blur	FF	All
Method in Ref. [3]	0.942	0.912	0.603	0.942	0.776	0.917
Method in Ref. [4]	0.917	0.907	0.695	0.917	0.735	0.895
Method in Ref. [6]	0.961	0.917	0.746	0.953	0.721	0.922
Method in Ref. [8]	0.923	0.898	0.632	0.928	0.845	0.926
Method in Ref. [9]	0.925	0.848	0.626	0.899	0.707	0.887
Method in Ref. [7]	0.919	0.938	0.806	0.881	0.758	0.917
Proposed method	0.963	0.935	0.682	0.958	0.877	0.947

表 2 LIVE3D Phase I 的 S_{ROCC} 实验结果对比

Table 2 Comparison of S_{ROCC} on LIVE3D Phase I

Method	WN	JP2K	JPEG	Blur	FF	All
Method in Ref. [3]	0.948	0.888	0.530	0.925	0.707	0.916
Method in Ref. [4]	0.919	0.863	0.617	0.878	0.652	0.891
Method in Ref. [6]	0.906	0.838	0.603	0.791	0.679	0.903
Method in Ref. [8]	0.909	0.889	0.613	0.877	0.758	0.925
Method in Ref. [9]	0.931	0.837	0.638	0.833	0.649	0.892
Method in Ref. [7]	0.910	0.917	0.782	0.865	0.666	0.911
Proposed method	0.945	0.892	0.667	0.927	0.829	0.928

表3 LIVE3D Phase I的 R_{MSE} 实验结果对比
Table 3 Comparison of R_{MSE} on LIVE3D Phase I

Method	WN	JP2K	JPEG	Blur	FF	All
Method in Ref. [3]	5.581	5.320	5.216	4.822	7.837	6.533
Method in Ref. [4]	6.433	5.402	4.523	5.898	8.322	7.247
Method in Ref. [6]	3.931	4.873	3.959	4.326	8.613	6.258
Method in Ref. [8]	6.107	6.000	5.926	6.839	6.135	6.148
Method in Ref. [7]	6.664	4.943	4.391	6.938	9.317	6.598
Proposed method	3.506	3.645	3.308	3.081	4.993	5.032

4.2 LIVE Phase II 图像库

LIVE3D Phase II 库由 8 幅原始图像和 360 幅失真图像组成。LIVE3D Phase II 库同样有 JP2K、JPEG、WN、Blur 和 FF 五种失真类型，每种失真类型包含 9 幅不同程度的失真图像。与 Phase I 库不同的是，Phase II 库既包含了对称失真图像，也包含了非对称失真图像。每幅原始图像拥有 3 幅对称失真图像和 6 幅非对称失真

图像。

LIVE3D Phase II 库一共有 8 对参考图像，所以本研究选择 6 对参考图像及其对应的失真图像进行训练，剩下的 2 对参考图像及其对应的失真图像用来测试。

由表 4~6 可以看出，本文模型在 JPEG 失真以外的失真类型上都表现最好，并且在全库训练测试时的 S_{ROCC} 和 P_{LCC} 指标也表现最优。

表4 LIVE3D Phase II 的 P_{LCC} 实验结果对比
Table 4 Comparison of P_{LCC} on LIVE3D Phase II

Method	WN	JP2K	JPEG	Blur	FF	All
Method in Ref. [3]	0.957	0.834	0.862	0.963	0.901	0.900
Method in Ref. [4]	0.947	0.899	0.901	0.941	0.932	0.895
Method in Ref. [6]	0.953	0.847	0.888	0.968	0.944	0.913
Method in Ref. [9]	0.904	0.634	0.647	0.967	0.851	0.818
Method in Ref. [7]	0.920	0.867	0.829	0.878	0.836	0.845
Proposed method	0.976	0.922	0.853	0.969	0.946	0.919

表5 LIVE3D Phase II S_{ROCC} 实验结果对比
Table 5 Comparison of S_{ROCC} on LIVE3D Phase II

Method	WN	JP2K	JPEG	Blur	FF	All
Method in Ref. [3]	0.940	0.814	0.843	0.908	0.884	0.889
Method in Ref. [4]	0.950	0.867	0.867	0.900	0.933	0.880
Method in Ref. [6]	0.946	0.845	0.818	0.903	0.899	0.905
Method in Ref. [9]	0.893	0.553	0.593	0.869	0.828	0.825
Method in Ref. [7]	0.932	0.864	0.839	0.846	0.860	0.888
Proposed method	0.960	0.903	0.832	0.927	0.945	0.917

表6 LIVE3D Phase II R_{MSE} 实验结果对比
Table 6 Comparison of R_{MSE} on LIVE3D Phase II

Method	WN	JP2K	JPEG	Blur	FF	All
Method in Ref. [3]	3.368	5.562	3.865	3.747	4.966	4.987
Method in Ref. [4]	3.513	4.298	3.342	4.725	4.180	5.102
Method in Ref. [6]	3.547	5.482	4.169	4.453	4.199	4.657
Method in Ref. [7]	4.325	5.087	4.756	6.662	6.519	7.279
Proposed method	2.011	3.192	2.547	2.376	3.521	4.085

4.3 算法运行时间

除了算法的 S_{ROCC} 、 P_{LCC} 、 R_{MSE} 三个指标外,运行算法所需要的时间也是衡量算法的重要因素。

为了计算模型测试一对立体图像需要的时间,本研究从 LIVE3D Phase I 图像库中随机选择 73 对立体图像作为测试数据,每幅图片的尺寸为 640 pixel×360 pixel,将平均时间作为模型预测一对立体图像分数的运行时间。实验在 Win7 下的 Matlab R2015a 中完成,使用的设备为 Intel Core i5-2450 CPU,内存为 4G。

对比个算法的运行时间,本文所提出的算法在测试一对立体图像时花费的时间最短,运行的速度最快,见表 7。

表 7 各算法的运行时间

Table 7 Running time of different algorithms

Method	Time /s
Method in Ref. [3]	23.110
Method in Ref. [4]	11.667
Method in Ref. [6]	170.396
Proposed method	1.692

5 结 论

在科学技术快速发展,图像信息快速传输的今天,越来越多的学者开始研究立体图像质量评价方法。立体图像区别于平面图像之处为拥有左右两幅视图,因此在评价立体图像时,应当考虑左右视图之间的区别与联系。所提出的单目图产生方法联合了左右视图信息,并采用了人眼视觉特性原理优化生成单目图,多尺度、多方向的特征选择也更能反映图像的原始信息。结果表明,所提出的无参考立体图像质量评价算法在 LIVE 3D 图像库上的实验结果较好,其运行速度也得到了大幅提高。

参 考 文 献

- [1] Zhao W Z, Qin S Y. Image quality assessment and some solving approaches to current issues[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2010, 47(4): 041002. 赵文哲, 秦世引. 图像质量评价的研究进展和若干问题的解决途径[J]. *激光与光电子学进展*, 2010, 47(4): 041002.
- [2] Hou C P, Lin H H. Stereoscopic image quality assessment based on wavelet transform and structure characteristics[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2018, 55(6): 061005.

- 侯春萍, 林洪湖. 基于小波变换与结构特征的立体图像质量评价[J]. *激光与光电子学进展*, 2018, 55(6): 061005.
- [3] Chen M J, Su C C, Kwon D K, *et al.* Full-reference quality assessment of stereopairs accounting for rivalry[J]. *Signal Processing: Image Communication*, 2013, 28(9): 1143-1155.
- [4] Chen M J, Cormack L K, Bovik A C. No-reference quality assessment of natural stereopairs[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2013, 22(9): 3379-3391.
- [5] Shao F, Lin W S, Gu S B, *et al.* Perceptual full-reference quality assessment of stereoscopic images by considering binocular visual characteristics[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2013, 22(5): 1940-1953.
- [6] Su C C, Cormack L K, Bovik A C. Oriented correlation models of distorted natural images with application to natural stereopair quality evaluation[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2015, 24(5): 1685-1699.
- [7] Appina B, Khan S, Channappayya S S. No-reference stereoscopic image quality assessment using natural scene statistics[J]. *Signal Processing: Image Communication*, 2016, 43: 1-14.
- [8] Zhang W, Qu C F, Ma L, *et al.* Learning structure of stereoscopic image for no-reference quality assessment with convolutional neural network[J]. *Pattern Recognition*, 2016, 59: 176-187.
- [9] Zhou W J, Yu L, Qiu W W, *et al.* Utilizing binocular vision to facilitate completely blind 3D image quality measurement[J]. *Signal Processing*, 2016, 129: 130-136.
- [10] Xue X B, Yu M, He M L. Stereoscopic image-quality-assessment method based on visual cell model[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2016, 53(4): 041004. 薛小波, 郁梅, 何美伶. 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.
- [11] Yue J, Liu G J, Fu H. Color image quality assessment based on quaternion spectral residual[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2019, 56(3): 031009. 岳靖, 刘国军, 付浩. 四元数谱余量彩色图像质量评价[J]. *激光与光电子学进展*, 2019, 56(3): 031009.
- [12] Chan W L, Choi H, Baraniuk R G. Coherent multiscale image processing using dual-tree quaternion wavelets[J].

- IEEE Transactions on Image Processing, 2008, 17(7): 1069-1082.
- [13] Li C R, Li J P, Fu B. Magnitude-phase of quaternion wavelet transform for texture representation using multilevel copula[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2013, 20(8): 799-802.
- [14] Gai S, Yang G W, Zhang S. Multiscale texture classification using reduced quaternion wavelet transform[J]. AEU-International Journal of Electronics and Communications, 2013, 67(3): 233-241.
- [15] Chai P F, Luo X Q, Zhang Z C. Image fusion using quaternion wavelet transform and multiple features[J]. IEEE Access, 2017, 5: 6724-6734.
- [16] Oppenheim A V, Lim J S. The importance of phase in signals[J]. Proceedings of the IEEE, 1981, 69(5): 529-541.
- [17] Hayes M, Lim J, Oppenheim A. Signal reconstruction from phase or magnitude[J]. IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing, 1980, 28(6): 672-680.
- [18] Vilankar K P, Vasu L, Chandler D M. On the perception of band-limited phase distortion in natural scenes[J]. Proceedings of SPIE, 2011, 7865: 78650C.
- [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] Chen T Q, Guestrin C. XGBoost: a scalable tree boosting system[C]//KDD 2016: 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining, August 13-17, 2016, San Francisco, California, USA. New York: ACM, 2016: 785-794.