

基于图像融合的无参考立体图像质量评价

黄姝钰, 桑庆兵*

江南大学物联网工程学院江苏省模式识别与计算智能工程实验室, 江苏 无锡 214122

摘要 提出了一种基于图像融合的无参考立体图像质量评价算法。该算法利用小波变换分解重构立体图像的左右视图并融合在一幅图像中, 归一化处理融合图像的亮度系数, 均衡各部分亮度并保留融合图像的结构信息, 使用卷积神经网络进行特征提取和回归预测。实验结果表明, 所提方法的预测得分与人类主观评价得分具有很好的一致性。

关键词 图像处理; 立体图像质量评价; 图像融合; 小波变换; 亮度系数归一化; 卷积神经网络

中图分类号 TP391.41

文献标识码 A

doi: 10.3788/LOP56.071004

No-Reference Stereo Image Quality Assessment Based on Image Fusion

Huang Shuyu, Sang Qingbing*

*Jiangsu Provincial Engineering Laboratory of Pattern Recognition and Computational Intelligence,
College of Internet of Things Engineering, Jiangnan University, Wuxi, Jiangsu 214122, China*

Abstract A no-reference stereo image quality assessment algorithm based on image fusion is proposed. The algorithm reconstructs the left and right views of the stereo image by wavelet transform and fuses them into one image. The luminance coefficient of the fused image is normalized, which keeps the brightness of each part in balance and preserves the structural information of the fused image. Finally the convolutional neural network is used to extract feature and predict regression. The experimental results show that the predicted scores of the proposed method are in good agreement with the human subjective assessment scores.

Key words image processing; stereo image quality assessment; image fusion; wavelet transform; normalized luminance coefficient; convolutional neural network

OCIS codes 100.2000; 100.6890; 110.3000

1 引言

近年来, 立体图像在医学影像、虚拟游戏、电影娱乐乃至电子商务等领域的应用越来越广, 但是在采集、传输, 以及压缩中都可能面临各种各样的失真。因此准确预测立体图像的质量, 实现立体图像质量的评估已经成为图像处理领域的重要组成部分。

立体图像质量评价分为主观立体图像质量评价和客观立体图像质量评价。主观立体图像质量评价是将人眼作为图像的最终接收者, 以观察者的主观感受为基准, 根据其主观印象对图像的质量直接进行评分。客观立体图像质量评价方法是以计算机为

主体, 通过算法计算而实现图像质量评价的一种方法。根据使用参考图像信息的多少又可以进一步分为全参考立体图像质量评价、半参考立体图像质量评价和无参考立体图像质量评价。

全参考立体图像质量评价能够以参考图像的全部信息实现图像质量评价。因此, 其拥有最突出的性能。Benoit 等^[1]采用平面全参考图像质量方法分别计算左视图、右视图, 以及视差图的得分, 然后将这些分数加权得到立体图像的质量得分。陈婉婷等^[2]通过模拟人类视觉神经接受视觉信息形成表面感知的处理机制, 提出了一种基于大脑层状皮质模型的全参考立体图像质量的评价方法。高露露等^[3]

收稿日期: 2018-09-18; 修回日期: 2018-09-30; 录用日期: 2018-10-25

基金项目: 江苏省自然科学基金(BK20171142)

* E-mail: sangqb@163.com

将结构相似度算法引入全景图像所拍摄的不同视角的立体图像对,增加了图像质量评价的应用拓展。

半参考图像质量评价方法是利用参考图像的部分信息实现对图像质量的评价。Ma 等^[4]通过离散余弦变换分解左右视图以及视差图,改善了半参考立体图像质量评价的性能。Wang 等^[5]对左右视图进行轮廓波变换,然后分别对左右视图以及视差图进行亮度系数归一化,实现半参考立体图像质量评价。Zhou 等^[6]通过水印技术,提出了一种新的简化参考立体图像质量评估算法。

由于在现实生活中,大多数失真立体图像都没有相应的参考图像,所以无参考立体图像质量评价成为了当前最热门的研究方向。各种优秀的无参考立体图像质量评价算法也相继涌现。Xing 等^[7]通过计算比较失真图像和参考图像之间深度图的不同,从而预测立体图像质量得分。Chen 等^[8]分别从立体图像对中提取二维(2D)和三维(3D)特征来评估图像质量。Akhter 等^[9]首先提取左右视图的分段特征和视差图特征,然后利用逻辑回归预测图像质量得分。Shao 等^[10]提出了一种基于双目感知和组合特性的立体图像质量评价模型,利用了左右视图的像素误差,评估局部区域质量并最终整合到总分中。Ryu 等^[11]通过双目质量感知模型,将左右视图的感知模糊度和块度分数组合成评价立体图像的质量指标。侯春萍等^[12]对输入左右视图、合成图和视差图进行双树复小波变换,并提取相位幅度和梯度特征。Zhou 等^[13]首次将双目视觉的双目质量预测特征用于设计完全盲目的立体图像质量评价

(3D-IQM)。Zhang 等^[14]将立体图像的左右视图以及视差图送入一个三通道的卷积神经网络(CNN)训练学习,并取得了惊人的效果。Appina 等^[15]提出了一个基于自然场景统计的无参考图像质量评价模型(BGGD),该模型能够准确提取亮度系数和视差子带系数,取得了优异的性能表现。但是这些方法都存在局限性,且训练的策略限制了稳定性,对于非对称失真的效果不尽如人意。

为了解决现有方法的局限性,本文提出了基于图像融合的无参考立体图像质量评价模型,利用小波变换分别对左右视图进行分解,然后对提取的高频系数、低频系数进行加权平均,将左右视图融于一幅图像中。再对融合图像进行亮度系数归一化,使得各部分的亮度均衡化。同时,设计了新的卷积神经网络模型,该模型在非对称立体图像失真库上表现出最好的性能,并且模型的结构简单、深度较浅。

2 相关工作

本文算法框架如图 1 所示,首先利用融合方法将立体图像的左右视图融合于一幅图像,并对融合图像进行亮度系数归一化(MSCN)处理。由于卷积神经网络要求输入图像大小固定,所以将每张归一化后的图像随机定点切成 150 张 96 pixel×96 pixel 大小的图像块,由于立体图像库中的图像是均匀失真,所以每个立体图像块的标签即为原立体图像的标签。将训练图像块送入 CNN 网络训练,得到回归预测模型。预测图像的质量分即为这些图像小块的预测得分的平均。

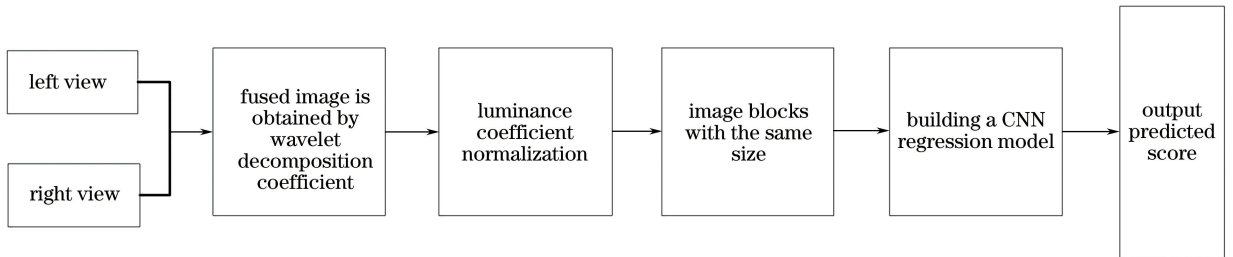


图 1 基于融合图像和卷积神经网络的立体图像质量评价算法框架

Fig. 1 Framework of stereo image quality assessment algorithm based on fused image and convolutional neural network

2.1 融合方法介绍

立体图像由左右视图构成,现有的立体图像评价方法大多基于左右视图分别处理并进行权重调整,因此计算量较大。针对此问题,本文将左右视图融于一幅图像中进行质量的评估,文献[16]中也阐明了此方法的可行性。

图像融合的方法有很多种,本文选用了 4 种图

像融合方法,并对这 4 种图像融合方法的性能作比较,最后选择了效果较好的小波融合方法。选取的 4 种图像融合方法如下:

1) 拉普拉斯金字塔(LP)^[17]是将源图像分解到不同的空间频带上,在各空间频率层上分别进行融合,针对不同分解层、不同频带上的特征与细节,采用不同的融合算子以达到突出特定频带上特征与细

节的目的,有利于特征的提取。

2) 非下采样轮廓波变换(NSCT)^[18]是在图像进行 Contourlet 变换的同时进行下采样,且保持平移不变性,是一种多尺度的融合方法,该方法能够很好地保留融合图像中的方向信息,并且能够较好地满足人类的视觉需求。

3) 基于导向滤波的图像融合(GFF)方法^[18]是通过合并图像来创建高信息量的融合图像。低通多尺度变换(MST)频段使用稀疏表示(SR),而高通频段使用传统的“最大绝对”规则。

4) 离散小波变换(DWT)是在提取图像低频信息的同时,获得水平、垂直和对角3个方向的高频信息。其完善的重构能力,能保证信号在分解过程中

没有信息损失和冗余信息。

小波融合主要分为3个步骤:1) 对立体图像的左右视图进行灰度化处理和小波变换,分别得到低频系数和高频系数;2) 对提取到的低频系数和高频系数进行加权平均;3) 对加权平均后的低频系数和高频系数进行小波逆变换得到立体图像的融合图像。

从 LIVE 3D 库中任意选取一幅立体图像对,图 2(a)和(b)分别代表从 LIVE 3D Phase I 库中任意选取的立体图像的左右视图,图 2(c)为小波变换得到的融合图像,由图 2 可知,融合图像中存在重影,这是因为在小波融合过程中将立体图像左右视图的信息统一集中在一幅图像上,不仅保留了原始图像的信息,而且减少了计算量,有利于后续的特征提取。



图 2 立体图像的左右视图和融合图像。(a)左视图;(b)右视图;(c)融合图像

Fig. 2 Left and right views and fused image of stereo image. (a) Left view; (b) right view; (c) fused image

2.2 亮度系数归一化

Ruderman^[19]发现不同失真程度的自然图像经过亮度系数归一化后,概率密度会更加符合高斯分布。这种亮度系数归一化后的图像所保留的结构特征,已经被证明能够提高图像质量评价的性能^[20]。

为了验证此结论是否同样适用于立体图像的融合图像,本文对融合图像进行亮度系数归一化处理,并画出相应的概率密度分布图。由图 3 可知,所提取的 MSCN 系数概率分布大致左右对称,曲线变化平缓,符合高斯分布的特点。

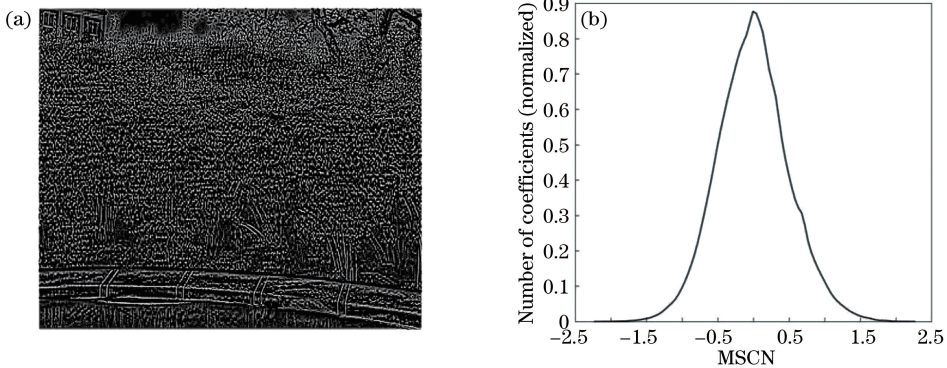


图 3 亮度系数归一化后的结果。(a)经过亮度系数归一化的融合图像;(b)概率密度分布图

Fig. 3 Results with normalized luminance coefficient. (a) Fused image with normalized luminance coefficient; (b) probability density distribution

亮度系数归一化表示为

$$\hat{I}(m, n) = \frac{I(m, n) - \mu(m, n)}{\lambda(m, n) + 1}, \quad (1)$$

式中 $\hat{I}(m, n)$ 表示在 (m, n) 位置上归一化后的亮度系数, $I(m, n)$ 表示图像在 (m, n) 位置上的亮度值, $\mu(m, n)$ 和 $\lambda(m, n)$ 分别表示局部加权的均值和方

差,表示为

$$\hat{I}(m,n) = \frac{I(m,n) - \mu(m,n)}{\lambda(m,n) + 1}, \quad (2)$$

$$\mu(m,n) = \sum_{k=-K}^K \sum_{l=-L}^L \omega_{k,l} I(m+k,n+l), \quad (3)$$

式中 ω 为一个对称高斯加权函数, K 、 L 为归一化的窗口大小。

3 卷积神经网络模型

以往大多数的立体图像质量评价方法主要是参照平面图像质量评价方法。将立体图像的左右视图看作平面图像,然后对左右视图计算的结果求平均值。但此类方法并没有体现出立体图像的视差信息。陈慧等^[21]通过两通道和三通道实验的对比,证明了增加视差信息有利于提高立体图像质量评价性

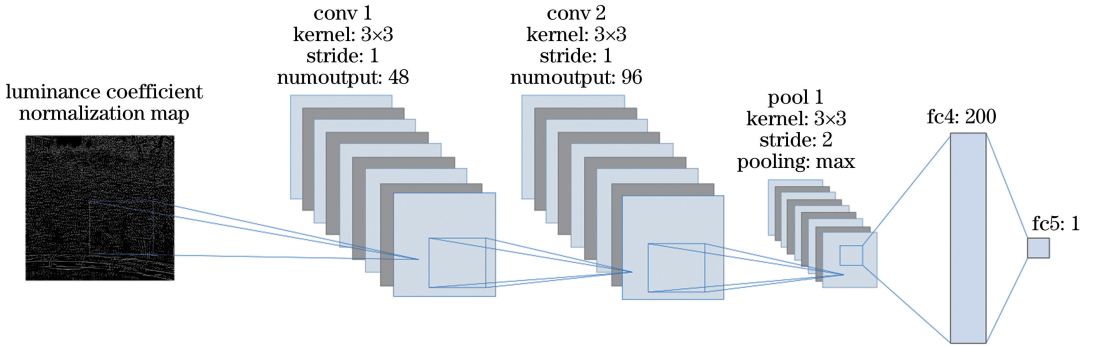


图 4 卷积神经网络架构

Fig. 4 Architecture of convolutional neural network

3.2 卷积

卷积计算是卷积神经网络的核心。通过卷积核在图像矩阵上移动来进行特征提取。使用 RELU 作为卷积层的激活函数。卷积网络的计算表示为

$$C_a = \omega^a x_{pq} + b^a, \quad (4)$$

式中 ω^a 表示第 a 层的卷积核, b^a 表示偏置项, x_{pq} 表示与卷积核进行卷积计算的图像矩阵元, p 和 q 分别表示矩阵的行数和列数, C_a 表示卷积得到的第 a 个特征图。

3.3 池化

池化操作是卷积网络必不可少的组成部分,不仅有助于消除冗余信息、降低计算成本,还能加快操作速度。本文模型采用最大池化,其核心思想是利用池化窗口中的最大值作为输出,防止估计均值出现偏移。

$$C_{a+1} = \max_R C_a, \quad (5)$$

式中 R 表示池化的局部窗口, C_a 表示第 a 个特征图, C_{a+1} 表示第 $a+1$ 个特征图。

能。本文利用小波变换将左右视图的高频系数和低频系数进行加权平均,融合后的图像不仅囊括了立体图像的视差信息,相比于文献^[22],还大幅减少了计算量。

3.1 CNN 网络架构

为了确保数据集的充分性,本文对融合图像进行亮度系数归一化处理,将每张图片切割成 150 张 $96 \text{ pixel} \times 96 \text{ pixel}$ 的重叠图像块作为输入。CNN 网络架构如图 4 所示,包括两个卷积层,卷积核均设置为 3×3 。图像块经过第一个卷积层,产生了 48 个 96×96 的特征图,之后经过第二个卷积层产生 96 个 96×96 的特征图。池化层采用最大池化,池化窗口设置为 3×3 , stride 设置为 2。经过池化层,特征图大小变为 48×48 。网络采用两个全连接层,节点分别设置为 200 和 1。

3.4 网络参数

为了防止过拟合,在第一个全连接层之后使用 dropout 层,并按照 50% 概率设为 0。

损失函数采用欧氏距离计算:

$$\frac{1}{2N} \sum_{i=1}^N \|x(i) - y(i)\|_2^2, \quad (6)$$

式中 $x(i)$ 表示第 i 张图片的预测分数, $y(i)$ 表示第 i 张图片的实际分数, N 表示图片的数量。模型使用 Nesterov^[22] 作为优化函数。动量 Momentum 和 weight decay 分别设置为 0.90 和 0.0005,初始学习率设置为 0.01。

4 实验结果及分析

4.1 实验数据集

为了验证本文所提模型的泛化能力,实验采用了两个常见的立体图像数据库,分别为 LIVE 3D 库和 MCL-3D 库。其中 LIVE 3D 库包括 LIVE 3D Phase I 和 LIVE 3D Phase II。

1) LIVE 3D Phase I。包括 20 组立体参考图

像对和 365 组立体失真图像对。失真类型分为 5 种,其中包含 45 组 Gblur (BLUR) 失真、80 组 JPEG2000 Compression (JP2K) 失真、80 组 fast fading (FF)、80 组 JPEG compression (JPEG) 失真,以及 80 组 white noise (WN) 失真。LIVE 3D Phase I 中的失真图像均为对称失真。

2) LIVE 3D Phase II。包括 8 组立体参考图像对和 360 组立体失真图像对。失真类型分为 5 种,其中包含 72 组 BLUR 失真、72 组 JP2K 失真、72 组 FF、72 组 JPEG 失真,以及 72 组 WN 失真。LIVE 3D Phase II 中的失真图像包括立体对称失真和立体非对称失真。

3) MCL-3D。MCL-3D 数据库包含 684 个立体图像对,包括 36 对原始生成图像序列和 648 个生成立体图像是失真图像对。失真类型分为 6 种,其中包括 108 组 Gaussian Blur (Gauss) 失真、108 组 Additive White Noise (AWN) 失真、108 组 Down-sampling Blur (Sample) 失真、108 组 JPEG 失真、108 组 JPEG2000 Compression (JP2K) 失真,以及 108 组 Transmission Loss (Trans) 失真。MCL-3D 中的失真图像均为对称失真。

4.2 性能评价指标

采用两种最常用的评价指标对实验的效果进行评估,分别是斯皮尔曼相关系数 (R_{SROCC}) 和皮尔森相关系数 (R_{PLCC})。其中 R_{SROCC} 是将数量描述为另一数量的单调函数, R_{PLCC} 是预测得分和实际得分两个质量分数之间的线性相关性

$$R_{\text{SROCC}} = 1 - \frac{6 \sum_{i=1}^N d_i^2}{N(N^2 - 1)}, \quad (7)$$

$$R_{\text{PLCC}} = \frac{\sum_{i=1}^N (x(i) - \bar{x})(y(i) - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^N [x(i) - \bar{x}]^2 \sum_{i=1}^N [y(i) - \bar{y}]^2}}, \quad (8)$$

式中 R_{SROCC} 和 R_{PLCC} 值的范围是 $[-1, 1]$, 绝对值越接近 1, 图像质量的主观评价与客观评价之间的相关性越强。 d 表示模型客观预测与人类主观评价之间得分的差值, $x(i)$ 表示第 i 张图片的预测分数, $y(i)$ 表示第 i 张图片的实际分数, \bar{x} 表示所有图片的预测平均分, \bar{y} 表示所有图片的人类主观评价的平均分, N 表示图片的数量。

4.3 不同融合方法性能比较

为了验证所提算法的有效性,分别选取不同的

融合方法进行对比实验,对比方法包括 LP^[18]、NSCT^[18]、GFF^[19] 和 DWT。表 1~3 分别表示使用不同的融合方法在 LIVE 3D Phase I、LIVE 3D Phase II 和 MCL-3D 立体图像库上的实验,最优值以粗体标出。由表 1~3 可知,在 LIVE 3D Phase I 和 MCL-3D 对称失真的立体图像库上 4 种融合方式差别不大,但在包含对称失真和非对称失真的 LIVE 3D Phase II 立体图像库上,小波融合方法表现出了优异的性能,两项指标均取得了最佳值。其 R_{SROCC} 值相较于处于第二位的 LP 融合方法,提升了约 1%, R_{PLCC} 值相较于处于第二位的 NSCT 融合方法,提升了约 2%。说明了 DWT 方法对于对称失真和非对称失真都取得了令人满意的效果,因此,本文采用小波变换对立体图像对进行融合。

表 1 不同融合方法在 LIVE 3D Phase I 数据库上的

R_{SROCC} 和 R_{PLCC}

Table 1 R_{SROCC} and R_{PLCC} of different fused methods on LIVE 3D Phase I database

Method	R_{SROCC}	R_{PLCC}
LP	0.9462	0.9687
NSCT	0.9455	0.9688
GFF	0.9483	0.9642
DWT	0.9429	0.9675

表 2 不同融合方法在 LIVE 3D Phase II 数据库上的

R_{SROCC} 和 R_{PLCC}

Table 2 R_{SROCC} and R_{PLCC} of different fused methods on LIVE 3D Phase II database

Method	R_{SROCC}	R_{PLCC}
LP	0.9224	0.9237
NSCT	0.9218	0.9243
GFF	0.8955	0.9072
DWT	0.9342	0.9428

表 3 不同融合方法在 MCL-3D 数据库上的 R_{SROCC} 和 R_{PLCC}

Table 3 R_{SROCC} and R_{PLCC} of different

fused methods on MCL-3D database

Method	R_{SROCC}	R_{PLCC}
LP	0.7940	0.7763
NSCT	0.7828	0.7765
GFF	0.8012	0.7921
DWT	0.8033	0.7822

4.4 实验分析

为了验证本文算法与人类主观评估之间的相关性和选用数据的合理性,选取了 3 个具有代表性的立体图像库 LIVE 3D Phase I、LIVE 3D Phase II 和 MCL-3D。实验中分别将这 3 个立体图像数据划分为 3 个部分:对于每种失真类型,随机选取 80% 的数据用于训练,10% 的数据用于验证,剩下的 10%

的数据用于测试。为了保证数据充足,本文将每块图片均采用随机定点的方式切成 150 张 $96 \text{ pixel} \times 96 \text{ pixel}$ 大小的图像块。为了便于比较和观察,列出了不同图像质量评价方法在图像库中的 R_{SROCC} 和 R_{PLCC} 值,其中峰值信噪比(PSNR)和结构相似性(SSIM)属于全参考图像质量评价方法,其余文献均属于无参考图像质量评价方法,最优值采用

表 4 不同方法在 LIVE 3D Phase I 数据库上的 R_{SROCC} Table 4 R_{SROCC} of different methods on LIVE 3D Phase I database

Method	JP2K	JPEG	WN	BLUR	FF	All
PSNR	0.799	0.121	0.932	0.902	0.587	0.834
SSIM	0.858	0.436	0.938	0.879	0.586	0.876
Method in Ref. [1]	0.910	0.603	0.929	0.931	0.699	0.899
Method in Ref. [10]	0.875	0.614	0.943	0.937	0.781	0.921
Method in Ref. [9]	0.866	0.675	0.914	0.555	0.640	0.383
Method in Ref. [8]	0.863	0.617	0.919	0.877	0.652	0.891
Method in Ref. [15]	0.889	0.613	0.909	0.877	0.758	0.925
Method in Ref. [14]	0.837	0.638	0.931	0.833	0.649	0.892
Method in Ref. [16]	0.917	0.782	0.910	0.865	0.666	0.911
Proposed	0.786	0.929	0.952	0.964	1.000	0.943

表 5 不同方法在 LIVE 3D Phase I 数据库上的 R_{PLCC} Table 5 R_{PLCC} of different methods on LIVE 3D Phase I database

Method	JP2K	JPEG	WN	BLUR	FF	All
PSNR	0.785	0.219	0.935	0.916	0.703	0.834
SSIM	0.865	0.487	0.939	0.919	0.721	0.872
Method in Ref. [1]	0.940	0.641	0.925	0.949	0.747	0.902
Method in Ref. [10]	0.923	0.656	0.941	0.951	0.840	0.924
Method in Ref. [9]	0.905	0.729	0.904	0.617	0.503	0.626
Method in Ref. [8]	0.907	0.695	0.917	0.968	0.735	0.895
Method in Ref. [15]	0.898	0.632	0.923	0.928	0.845	0.926
Method in Ref. [14]	0.848	0.626	0.925	0.899	0.707	0.887
Method in Ref. [16]	0.938	0.806	0.919	0.881	0.758	0.917
Proposed	0.984	0.870	0.968	0.985	0.991	0.968

表 6 和表 7 分别表示在 LIVE 3D Phase II 立体图像库的 R_{SROCC} 和 R_{PLCC} 值,由表可知,本文方法不仅在 LIVE 3D Phase II 立体图像库上总体取得了最优的结果,而且在各项指标上都取得了非常优异的结果,在 JP2K、JPEG、WN、BLUR 和 FF 失真上 R_{SROCC} 和 R_{PLCC} 值均为第一。但是相比 LIVE 3D Phase I 立体图像库,总体的 R_{SROCC} 和 R_{PLCC} 值均稍逊色, R_{SROCC} 值下降约 1%, R_{PLCC} 值下降约 3%。这是因为在 LIVE 3D Phase II 立体图像库中,除了对称失真的立体图像外,还包含非对称失真的立体图像。

图 5 为 LIVE 3D Phase I 和 LIVE 3D Phase II 上的散点图。散点描绘了测试集上客观预测值和主观实际值之间的关系。图中的散点较为紧密的分布

粗体标出。

表 4 和表 5 分别表示在 LIVE 3D Phase I 立体图像库上的 R_{SROCC} 和 R_{PLCC} 值,由表可知,本文方法在 LIVE 3D Phase I 立体图像库上总体的效果均优于其他方法,并且在各失真类型上性能依然出色,尤其是在 WN、BLUR 和 FF 失真类型上 R_{SROCC} 和 R_{PLCC} 两项指标都取得了最优的结果,远高于其他方法。

在拟合直线的附近,表明本文算法的客观预测值与图像库中提供的人类主观评价具有较好的一致性,符合人类视觉感知。

与平面图像相比,立体图像质量评价是一个具有挑战性的问题,在采集、编码,以及传输方面都更加困难,为了进一步证明本文方法的泛化能力,在 MCL-3D 图像库上进行同样的实验。表 8 中列出了多种方法在 R_{PLCC} 和 R_{SROCC} 指标上的对比,最优值以粗体标出。由表 8 可知,本文方法在两项指标上均取得了优异的成果,跟其他方法相比, R_{PLCC} 和 R_{SROCC} 值均最佳。 R_{PLCC} 值达到了 0.7822,比 You(1)高了约 3%, R_{SROCC} 值达到了 0.8033,比 You(1)高了约 4%。说明了本文方法同样适用于合成的立体图像,且拥有较强的泛化力。

表 6 不同方法在 LIVE 3D Phase II 数据库上的 R_{SROCC} Table 6 R_{SROCC} of different methods on LIVE 3D Phase II database

Method	JP2K	JPEG	WN	BLUR	FF	All
PSNR	0.597	0.491	0.919	0.690	0.730	0.665
SSIM	0.704	0.678	0.922	0.828	0.834	0.792
Method in Ref. [1]	0.751	0.867	0.923	0.455	0.773	0.728
Method in Ref. [10]	0.847	0.719	0.845	0.800	0.850	0.745
Method in Ref. [9]	0.724	0.649	0.714	0.682	0.559	0.543
Method in Ref. [8]	0.867	0.867	0.950	0.900	0.933	0.880
Method in Ref. [14]	0.553	0.593	0.593	0.869	0.828	0.825
Method in Ref. [16]	0.864	0.839	0.932	0.846	0.860	0.888
Proposed	0.929	1.000	0.964	0.964	0.929	0.934

表 7 不同方法在 LIVE 3D Phase II 数据库上的 R_{PLCC} Table 7 R_{PLCC} of different methods on LIVE 3D Phase II database

Method	JP2K	JPEG	WN	BLUR	FF	All
PSNR	0.597	0.491	0.919	0.690	0.730	0.665
SSIM	0.704	0.678	0.922	0.838	0.834	0.792
Method in Ref. [1]	0.784	0.853	0.926	0.535	0.807	0.748
Method in Ref. [10]	0.837	0.750	0.849	0.827	0.880	0.758
Method in Ref. [9]	0.766	0.786	0.722	0.795	0.674	0.568
Method in Ref. [8]	0.899	0.901	0.947	0.940	0.932	0.880
Method in Ref. [14]	0.634	0.647	0.904	0.967	0.851	0.818
Method in Ref. [16]	0.867	0.829	0.920	0.878	0.836	0.845
Proposed	0.939	0.932	0.971	0.987	0.960	0.943

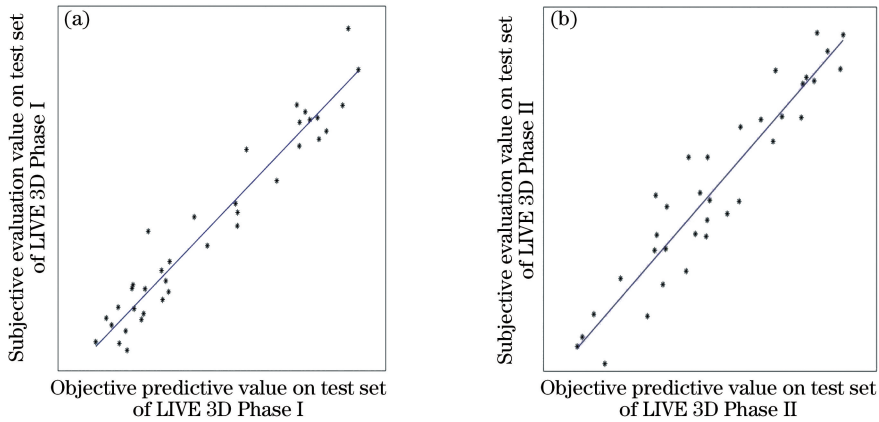


图 5 预测散点图。(a) LIVE 3D Phase I 库；(b) LIVE 3D Phase II 库

Fig. 5 Predicted scatter plots. (a) LIVE 3D Phase I database; (b) LIVE 3D Phase II database

表 8 不同方法在 MCL-3D 数据库上的 R_{PLCC} 和 R_{SROCC} Table 8 R_{PLCC} and R_{SROCC} of different methods on MCL-3D database

Metric	3DSwIM	You(l)	You(g)	StSd	Benoit	Gorley	ST-SIAQ	NIQSV	Proposed
R_{PLCC}	0.6497	0.7504	0.3650	0.6995	0.7425	0.7099	0.7133	0.6783	0.7822
R_{SROCC}	0.5683	0.7567	0.6609	0.7008	0.7518	0.7196	0.7034	0.6208	0.8033

5 结 论

提出了一种基于图像融合的无参考立体图像质量评价算法模型。通过小波变换提取立体图像的高

频系数和低频系数,并进行加权融合。然后将融合图像的 MSCN 系数作为初级特征直接输入仅包括两个卷积层的 CNN 网络,不仅提高了算法的性能,还克服了传统机器学习方法对左右视图和视差图复

杂的预处理以及精确度不高,泛化能力差等问题。实验结果表明,该算法能够准确地预测对称失真、非对称失真,以及合成立体图像的质量得分,有利于实际的研究。

参 考 文 献

- [1] Benoit A, Le Callet P, Campisi P, *et al.* Quality assessment of stereoscopic images [J]. EURASIP Journal on Image and Video Processing, 2007, 2008 (1): 1-13.
- [2] Chen W T, Lin W C, Shao F. Stereoscopic image quality assessment based on laminar cortical model [J]. Journal of Optoelectronics • Laser, 2017, 28 (5): 529-537.
陈婉婷, 林文崇, 邵枫. 基于大脑层状皮质模型的立体图像质量评价[J]. 光电子·激光, 2017, 28(5): 529-537.
- [3] Gao L L, Liu J J, Ren X, *et al.* Image quality evaluation of panoramic camera steropair based on structural similarity [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2014, 51(7): 071004.
高露露, 刘建军, 任鑫, 等. 基于结构相似度的全景相机立体像对图像质量评价[J]. 激光与光电子学进展, 2014, 51(7): 071004.
- [4] Ma L, Wang X, Liu Q, *et al.* Reorganized DCT-based image representation for reduced reference stereoscopic image quality assessment [J]. Neurocomputing, 2016, 215: 21-31.
- [5] Wang X, Liu Q, Wang R, *et al.* Natural image statistics based 3D reduced reference image quality assessment in contourlet domain [J]. Neurocomputing, 2015, 151: 683-691.
- [6] Zhou W J, Jiang G Y, Yu M, *et al.* Reduced-reference stereoscopic image quality assessment based on view and disparity zero-watermarks [J]. Signal Processing: Image Communication, 2014, 29 (1): 167-176.
- [7] Xing L Y, You J Y, Ebrahimi T, *et al.* A perceptual quality metric for stereoscopic crosstalk perception [C] // IEEE International Conference on Image Processing, 2010: 4033-4036.
- [8] 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.
- [9] Akhter R, Sazzad Z M P, Horita Y, *et al.* No-reference stereoscopic image quality assessment [J]. Proceedings of SPIE, 2010, 7524: 75240T.
- [10] 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.
- [11] Ryu S, Sohn K. No-reference quality assessment for stereoscopic images based on binocular quality perception [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2014, 24 (4): 591-602.
- [12] 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.
- [13] 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.
- [14] 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.
- [15] 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.
- [16] Zhang Y, Jin W Q. Assessment method of fusion image quality in wavelet domain structural similarity [J]. Chinese Journal of Lasers, 2012, 39 (s1): s109007.
张勇, 金伟其. 小波域结构相似度融合图像质量评价方法[J]. 中国激光, 2012, 39(s1): s109007.
- [17] Liu Y, Liu S P, Wang Z F. A general framework for image fusion based on multi-scale transform and sparse representation [J]. Information Fusion, 2015, 24: 147-164.
- [18] Li S T, Kang X D, Hu J W. Image fusion with guided filtering [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2013, 22(7): 2864-2875.
- [19] Ruderman D L. The statistics of natural images [J]. Network: Computation in Neural Systems, 1994, 5 (4): 517-548.
- [20] 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.

1322.

[21] Chen H, Li C F. Stereoscopic color image quality assessment via deep convolutional neural network[J]. Journal of Frontiers of Computer Science and Technology, 2018, 12(8): 1315-1322.

陈慧, 李朝锋. 深度卷积神经网络的立体彩色图像质量评价[J]. 计算机科学与探索, 2018, 12(8): 1315-

[22] Hu Y, Zhang D B, Ye J P, *et al.* Fast and accurate matrix completion via truncated nuclear norm regularization [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2013, 35(9): 2117-2130.