

基于空间分布分析的混合失真无参考图像质量评价

陈勇^{*①} 朱凯欣^① 房昊^① 刘焕淋^②

^①(重庆邮电大学工业物联网与网络化控制教育部重点实验室 重庆 400065)

^②(重庆邮电大学通信与信息工程学院 重庆 400065)

摘要: 针对难以准确有效地提取混合失真图像质量特征的问题, 该文提出一种基于空间分布分析的图像质量评价方法。首先将图像进行亮度系数归一化处理, 然后将图像进行分块, 利用卷积神经网络(CNN)进行端对端的深度学习, 采用多层次卷积核堆叠的方法获取图像的质量感知特征, 并通过全连接层将特征映射到图像块的质量分数。再将块质量分数汇总获取质量池, 通过对质量池中局部质量的空间分布情况进行分析, 提取能够表征其空间分布情况的特征, 然后采用神经网络建立局部质量到整体质量的映射模型, 将图像的局部质量进行汇总。最后在MLIVE, MDID2013, MDID2016混合失真图像库中进行性能测试以及与相关的对比算法进行比较, 验证了该算法的有效性。

关键词: 图像质量评价; 无参考; 卷积神经网络

中图分类号: TN911.73; TP391.41

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2020)10-2533-08

DOI: 10.11999/JEIT190721

No-reference Image Quality Evaluation for Multiply-distorted Images Based on Spatial Domain Coding

CHEN Yong^① ZHU Kaixin^① FANG Hao^① LIU Huanlin^②

^①(Key Laboratory of Industrial Internet of Things & Network Control, Ministry of Education, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China)

^②(School of Communication and Information Engineering, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China)

Abstract: Considering the problem that it is difficult to accurately and effectively extract the quality features of mixed distortion image, an image quality assessment method based on spatial distribution analysis is proposed. Firstly, the brightness coefficients of the image are normalized, and the image is divided into blocks. While the Convolutional Neural Network (CNN) is used for end-to-end depth learning, the multi-level stacking of convolution cores is applied to acquire image quality perception features. The feature is mapped to the mass fraction of the image block through the full connection layer, then the quality pool is obtained by aggregating the quality of the block. Through the analysis of the spatial distribution of local quality in the quality pool, the features that can represent its spatial distribution are extracted, and then the mapping model from local quality to overall quality is established by the neural network to aggregate the local quality of the image. Finally, the effectiveness of the algorithm is verified by the performance tests in MLIVE, MDID2013 and MDID2016 mixed distortion image databases.

Key words: Image quality assessment; No-reference; Convolutional Neural Network (CNN)

1 引言

图像是信息表达和传递的重要媒介, 然而在数

字图像处理的传输和储存的过程中会产生不同类型以及不同程度的失真, 会对图像中信息的完整性造成严重影响, 因此对图像建立有效的质量评价机制是十分必要的。

在图像质量评价(Image Quality Assessment, IQA)研究中, 研究人员通过自身经验为图像的降质程度设计了众多的特征提取方法。但大部分研究都是针对单一特定失真图像进行质量评价^[1-4], 如

收稿日期: 2019-09-17; 改回日期: 2020-02-16; 网络出版: 2020-03-09

*通信作者: 陈勇 chenryong@cqupt.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金(51977021)

Foundation Item: The National Natural Science Foundation of China (51977021)

对比度失真, 压缩失真, 噪声失真的图像质量评价研究。一些方法虽然不是针对特定失真的研究, 但仍只针对单一失真, 如: Mittal等人^[5]基于自然场景统计分析, 在空间域上提取能够表征图像失真的特征, 构建一种无参考图像质量评价模型(Blind/Referenceless Image Spatial Quality Evaluator, BRISQUE); Gu等人^[6]基于自由能理论和传统的人类视觉系统(Human Visual System, HVS)感知特征, 提出了一种无参考图像质量评价模型(No reference Free Energy-based Robust Metric, NFERM), 该模型主要从自由能理论、结构退化和图像自然特性3方面, 对失真图像质量进行预测。但是, 在实际应用中, 图像的降质并不是仅由1种失真类型造成, 大多是多失真混杂即混合失真所导致, 因此, 更加难以提取高效准确的质量特征。Li等人^[7]在图像的梯度图上利用局部二值模式(Local Binary Patterns, LBP)算子提取图像的结构特征, 并验证了该方法可以对多失真图像的质量进行描述; Dai等人^[8]利用LBP运算符从1阶和高阶图像结构中提取质量感知特征, 利用提取的特征建立评价模型, 通过数据库中的实验验证了算法的有效性。随着深度学习方法的兴起, Jia等人^[9]为了模拟人类视觉, 引入了与卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN)相结合的显著性图, 提出了基于显著性的深度卷积神经网络(Saliency-based Deep Convolutional Neural Network, SDCNN)框架; Zhou等人^[10]利用局部互补结构信息和深度学习方法, 提出了一种基于单演二值编码的混合失真图像质量评价模型; Ye等人^[11]基于无监督特征学习框架对图像块局部质量进行预测, 从而取代先前研究中设计手工特征提取的环节。

综上所述, 基于CNN的方法只针对图像的局部进行学习, 得到图像的局部质量, 在质量汇总的时候没有考虑到图像质量的空间分布对人眼视觉产

生的影响, 仅使用平均汇总的方法无法准确地将图像的局部质量感知反映到整体。对此, 本文提出一种混合失真IQA方法, 首先使用CNN学习得到图像的局部质量, 通过对局部质量的空间分布进行分析, 建立空间分布特征与人眼视觉感知的映射关系, 提高了CNN对图像质量评价的准确性。同时, 实验验证了所建立的混合失真图像质量评价模型与人眼主观视觉具有高度一致性。

2 算法原理

根据人眼视觉观看自然场景时, 由局部到整体的视觉特性, 首先对图像局部场景进行分析, 然后根据局部信息统计得到图像局部区域质量, 再通过各个局部质量的汇总得出图像的整体质量。自然场景图像的降质往往是由多种类型的失真造成的, 由于不同失真类型之间的相互影响, 使提取能够反映混合失真程度的特征变得困难。近年来, 卷积神经网络的出现弥补了上述存在的不足。对此通过CNN建立评价模型来自动提取特征以获得图像的局部质量。图1给出本文所采用的CNN模型, 其中卷积层中卷积核的滑动步长为1, 并利用多层卷积核堆叠的方法获取图像特征, 其中在每个卷积层之后, 均接有大小为 2×2 的池化层。将经过归一化处理大小为 28×28 的图像块作为网络的输入, 将其输入到网络的第1个卷积层中, 该卷积层上有8个 3×3 大小的卷积核, 由于下一个卷积层的输出特征图数量由上一层卷积层的卷积核的数量决定, 因此经卷积运算得到8个 28×28 的特征图; 再将其输入到有16个 3×3 的卷积核的第2个卷积层中, 经卷积运算得到16个 14×14 的特征图; 最后, 再输入到有32个 3×3 的卷积核即第3个卷积层中, 再经卷积运算得到32个 7×7 的特征图。在全连接层中, 将特征图展开得到512维特征向量, 再通过回归训练就可得到图像块的质量分数。特别说明的是, 在汇合层中通常

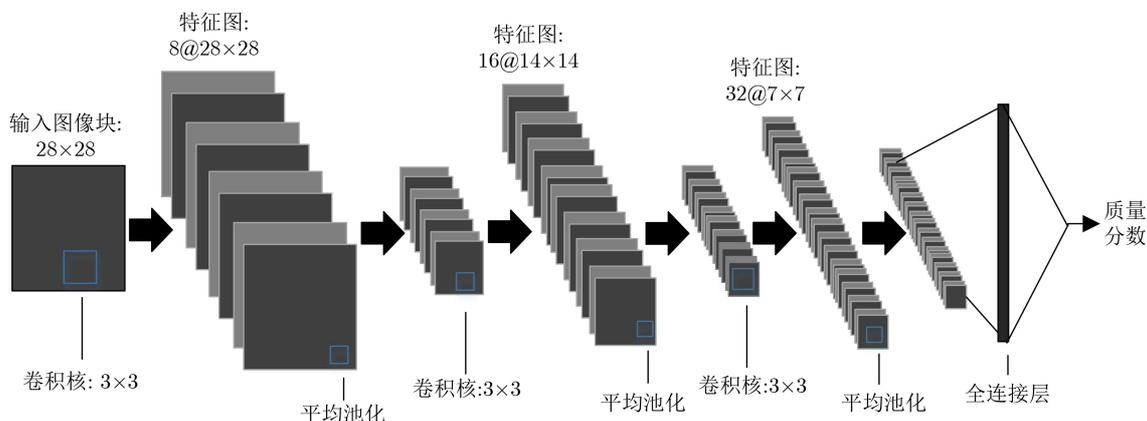


图1 CNN中各层网络结构

可采用“最大池化”(maxpooling)或“平均池化”(meanpooling)两种操作。meanpooling可以减小由邻域大小受限而造成的估计值方差增大的误差，maxpooling可以减小由卷积层参数误差造成估计均值偏移的误差^[12]，它们所适用的场景与CNN的深度有关，针对本文的质量评价模型，选用meanpooling或maxpooling作为采样层的效果差异较小，故本文选择了meanpooling。

2.1 图像局部质量的获取

图像的亮度分布可以反映图像的质量，现将图像进行亮度系数归一化处理，经归一化处理后的亮度系数直方图近似呈现0均值的高斯分布，并且保留了图像的自然特征。在亮度系数归一化中，采用梯度下降法进行寻优，减少训练时间，并且易于CNN对图像中的自然特征进行学习。其输入图像的亮度系数归一化如式(1)所示

$$\left. \begin{aligned} \tilde{I}(i, j) &= \frac{I(i, j) - \mu}{\sigma + C} \\ \mu(i, j) &= \sum_{k=-K}^K \sum_{l=-L}^L \omega_{k,l} I_{k,l}(i+k, j+l) \\ \sigma(i, j) &= \sqrt{\sum_{k=-K}^K \sum_{l=-L}^L \omega_{k,l} [I(i+k, j+l) - \mu(i, j)]^2} \end{aligned} \right\} \quad (1)$$

其中， \tilde{I} 为局部归一化后的系数(Mean Subtraction and Contrast divisive Normalization, MSCN)，其中 $I(i, j)$ 为输入图像上位于 (i, j) 处像素点的像素值； $\mu(i, j)$ 和 $\sigma(i, j)$ 分别为以 (i, j) 为中心 $K \times L$ 大小的图像块的局部均值和局部标准差， ω 为2维圆对称的高斯加权函数。对于自然图像而言，MSCN系数具有一定的统计特性，可用于表征自然图像的失真程度。

为学习更深层次的特征图，将归一化处理后的大小为 28×28 的图像块输入到由多层卷积层组成的CNN架构中；同时将上一层卷积层的输出特征图作为下一层卷积层的输入，其下一层卷积层的输出特征图可以表示为

$$u_j^l = \sum_{i=1}^n x_i^{l-1} * k_{ij}^l + b_j^l \quad (2)$$

其中， u_j^l 是第 l 卷积层的第 j 通道的输出； n 表示第 $l-1$ 卷积层输出特征图个数，即通道数； x_i^{l-1} 是第 $l-1$ 卷积层的第 i 通道输出的特征图； k_{ij}^l 是 l 卷积层的第 j 个卷积核与 $l-1$ 卷积层的第 i 通道所输出的特征图进行卷积运算得新的特征图，并由 l 卷积层的第 j 个通道输出； b_j^l 是第 l 卷积层第 j 个通道所输出特

征图的偏执项。式(2)是一个线性回归模型，引入激活函数，可将其转换为非线性模型，从而能够解决更加复杂的问题。激活函数可表示为

$$x_j^l = f(u_j^l) \quad (3)$$

其中， $f(\bullet)$ 为非线性激活函数， x_j^l 表示卷积层 l 的第 j 个通道的输出， u_j^l 是卷积层 l 的第 j 通道的净激活。

池化层是将特征图进行下采样从而减小特征图的大小即降低特征维度。本文选用均值池化层，其表达式为

$$u_{xy}^k = \text{mean}_{x,y \in \Omega} (h_{xy}^k) \quad (4)$$

其中， Ω 表示池化层的局部窗口， h_{xy}^k 表示卷积后的第 k 个特征映射， u_{xy}^k 表示汇集过程后获得的特征值。

在全连接层中，输入是1维的特征向量。其特征向量是由特征图展开得到。全连接层中的每个神经元与下一层中的每个神经元之间都有信息的传递通道，因此神经元获得的信息是通过上一层中各个神经元的激活响应得到

$$a^l = f(\omega^l a^{l-1} + b^l) \quad (5)$$

其中， a^l 是全连接层 l 的激活值， ω^l 是全连接网络的权重系数， b^l 为全连接层 l 的偏执项。用线性整流函数(Rectified linear Unit, ReLU)作为激活函数，其表达式为

$$f(x) = \begin{cases} x, & x \geq 0 \\ 0, & x < 0 \end{cases} \quad (6)$$

在训练阶段通过反向传播计算网络中所有权重的误差梯度，并采用梯度下降法^[13]来调整网络节点中参数，选用损失函数式(7)进行训练，其初始学习率设置为0.001

$$E(p_i; S_i; \varphi) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (g_\varphi(p_i) - S_i)^2 \quad (7)$$

其中， p_i 为所训练的第 i 个图像块， n 为图像块个数， $g_\varphi(p_i)$ 为图像块 p_i 在CNN中前向传播所预测得到的客观质量分数， φ 为网络参数， S_i 为图像块的训练标签。特别说明在文献[9]的基础上，采用整幅图像的主观评分作为图像块的局部训练标签，即文中使用图像库中的主观评分作为训练标签。图像库中的主观评分是以差异平均主观评分(Differential Mean Opinion Score, DMOS)或平均主观评分(Mean Opinion Score, MOS)的形式呈现，其中，DMOS值越大，表示图像质量越差，而MOS值越大，表示图像质量越好。

在测试阶段，将待测试的图像块输入到训练好的CNN即可获得图像块的质量，即图像的局部质

量。如图2(a)为选自MLIVE混合失真图像库^[4]中的“baby girl”图像，图2(b)是采用CNN求取的“baby girl”失真图像的可视化质量池，对于整幅图像求出其所有图像块的局部质量，即可得到整幅图像的质量池。

2.2 局部到整体的质量映射

图像质量评价旨在获取人眼视觉对图像的整体质量感知。目前大多基于CNN的方法只针对图像的局部进行学习，得到图像块的质量，然后对所有图像块(一幅图像分割得到的所有图像块)的质量使用平均汇总或者加权平均汇总的方式来获得整幅图像的质量，例如文献^[9]，这类方法仅使用图像块质量分数的均值这一个统计特性,对其图像质量的完整性评价存在一定的局限性。而本文所提一种混合失真IQA方法，首先使用CNN学习得到图像的局部质量，通过对局部质量的空间分布进行分析，建立图像块质量的空间分布特征与整体质量分数的映射关系。本文同时考虑了图像块质量的空间分布情况对整体质量感知的影响。对此，将CNN学习得到的局部质量池进行直方图统计，以图2(a)为例其失真图像质量池如图3(a)所示，分析可知从CNN获得的图像质量的局部感知是不均匀的；图3(b)给出了上述对应的统计直方图呈现偏态分布，若要将图像的局部质量感知映射到整体质量，则需要考虑到图像质量的空间分布情况。

对此，选用均值、方差、偏斜度和峰度等4个

特征来反映图像局部质量的空间分布情况。其计算如式(8)所示

$$\left. \begin{aligned} M &= \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N g_{\varphi}(p_i) \\ V &= \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (g_{\varphi}(p_i) - M)^2 \\ S &= \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (g_{\varphi}(p_i) - M)^3 / V^{\frac{3}{2}} \\ K &= \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (g_{\varphi}(p_i) - M)^4 / V^2 \end{aligned} \right\} \quad (8)$$

其中， $g_{\varphi}(p_i)$ 为图像块 p_i 输入得到训练好的CNN中得到的预测质量分数， N 为图像的分块个数。均值 M 能反映数据的整体分布情况；方差 V 反映数据的集中与离散分布程度；偏斜度 S 能反映数据分布的偏斜方向与程度；峰度 K 反映数据顶端尖峭或扁平程度。并将4种特征组合为特征向量如式(9)，并建立回归模型来表征图像质量

$$\mathbf{A} = [M \quad V \quad S \quad K] \quad (9)$$

将4种局部质量特征组合为特征向量输入到BP-NN进行训练，建立局部质量到整体质量的映射模型。其目标函数为

$$E(\mathbf{A}_i; S_i; \varphi_2) = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (B_{\varphi_2}(\mathbf{A}_i) - S_i)^2 \quad (10)$$

其中， \mathbf{A}_i 为训练的第 i 张图像所得到的局部质量特

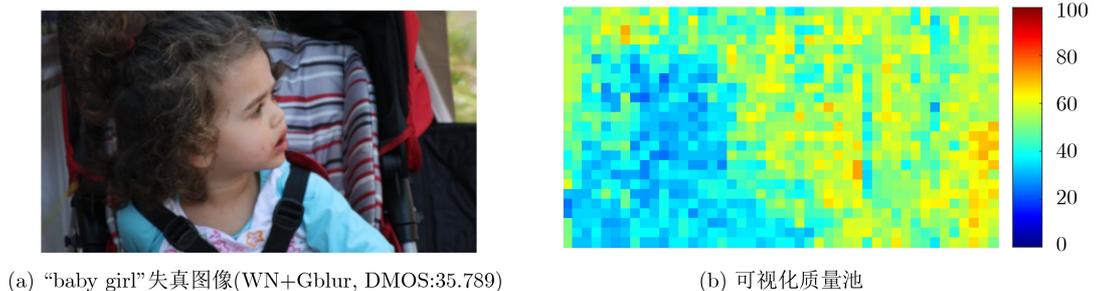


图2 “baby girl”失真图像与其可视化质量池

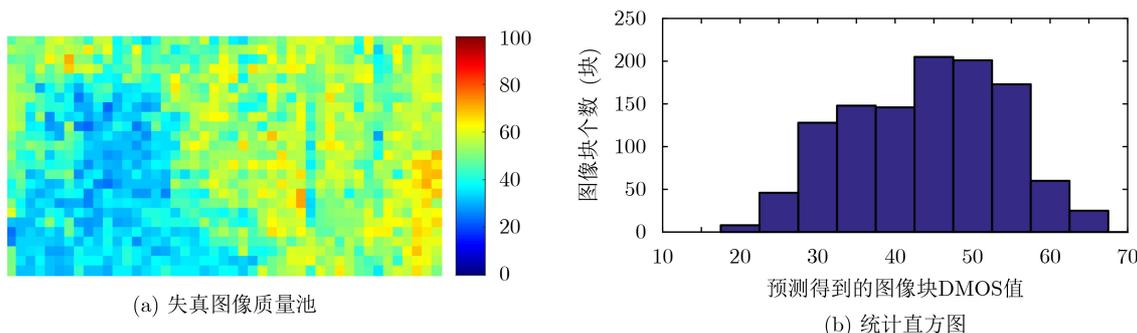


图3 质量池与其直方图统计

征向量, $B_{\varphi_2}(A_i)$ 为特征在BP-NN中前向传播预测的图像客观质量分数, S_i 为第*i*张图像在图像库中所标注的主观评分, φ_2 为BP-NN的训练参数。所使用方法的整体流程图如图4所示, 通过CNN神经网络获取图像的质量池, 利用BP-NN进行2次回归获得图像的整体质量。

3 实验与分析

为了测试本文算法对图像质量的预测性能, 在MLIVE^[14], MDID2013^[15]以及MDID2016^[16]混合失真图像库中进行性能测试, 这3个图像库的具体情

况如表1所示。实验中, 选图像库中80%的图像进行训练, 20%的图像进行测试。并使用均方根误差(Root Mean Squared Error, RMSE)、皮尔逊线性相关系数(Pearson Linear Correlation Coefficient, PLCC)、Spearman秩相关系数(Spearman's Rank Ordered Correlation Coefficient, SROCC)以及Kendall秩相关系数(Kendall Rank Order Correlation Coefficient, KROCC)等性能指标, 测试预测分数与主观评分间的相关性、特征的有效性、预测的准确性等方面的性能, 并与目前一些主流的图像质量评价方法进行了对比。

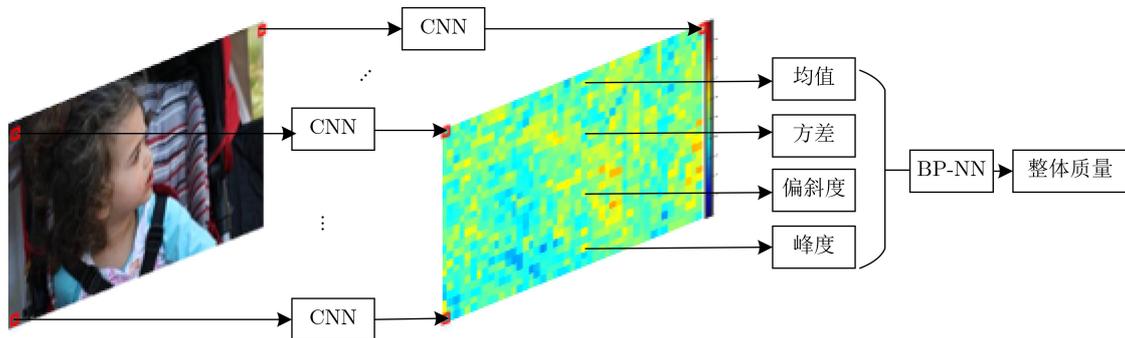


图4 基于空间分布分析的图像质量评价方法流程图

表1 混合失真图像库描述

图像库	参考图像	失真类型	图像数	主观评分
MLIVE	15	模糊+噪声/模糊+JPEG压缩	450	0-100(DMOS)
MDID2013	12	模糊+噪声+JPEG压缩	324	0-1(DMOS)
MDID2016	20	模糊+噪声+对比度+JPEG压缩+JP2K压缩	1600	0-8(MOS)

3.1 收敛性实验

由于本文CNN框架的输入是28×28大小的图像块, 所以每个图像库的训练样本集共有 $(\lfloor M/28 \rfloor \times \lfloor N/28 \rfloor) \times [0.8n]$ 个图像块, 其中*n*是图像库中图像的数量, $M \times N$ 是每幅图像的尺寸, $\lfloor \cdot \rfloor$ 表示向下取整。为了验证所提算法的收敛性, 以MDID 2013数据库^[15]上进行测试为例, 如图5所示, 可以看到训练过程中损失函数经过25000次迭代后趋于收敛。实验验证了所提方法在训练过程中的有效性。

3.2 一致性实验

现对所提图像质量评价算法与人眼主观评分的一致性进行测试。文献[17]中的5参数函数作为拟合曲线, 本文的评价模型与人眼主观视觉评分的拟合图如图6所示, 图6(a)和图6(b)分别是MLIVE图像库^[14]中part1与part2图像的DMOS与所提算法预测结果的散点图; 图6(c)是MLIVE库中所有测试图像的DMOS值与预测结果的散点图。散点越接近中心

线表示预测结果越好, 即从主观上观察出评价结果与人眼主观感知的一致性。从图6中可以看出各散点分布靠近中心拟合曲线, 说明所提评价方法对MLIVE库中的2种混合失真类型都具有很好的预测效果。

3.3 特征有效性实验

为了测试不同特征对本文算法的贡献, 表2给出了在MLIVE图像库^[14]中, 分别测试均值、方差、

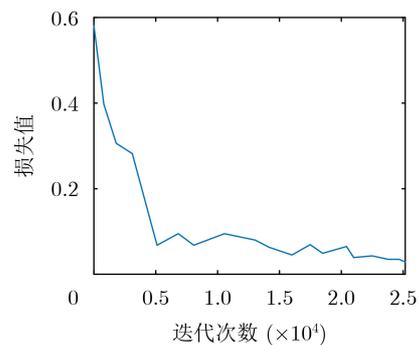


图5 算法的收敛性

偏斜度和峰度等4种局部质量特征对整体预测性能的影响。从表2中可以看出均值与人眼主观评测结果相关性最高，即均值对模型的整体性能贡献最大，表明均值最能表现出局部质量的整体趋势；虽然方差、偏斜度以及峰度与人眼主观评测结果相关性相对较低，它们主要表征了数据分布的形状趋势，对图像整体质量评价的准确性起到重要的辅助支撑作用，因此也是不可忽略的因素。

3.4 客观性实验

(1) 不同图像库中的测试：为了进一步测试所提算法的性能，在MLIVE^[14]，MDID2013^[15]和

MDID2016^[16]等图像库中进行测试。从表3中分析可知，随着图像失真类型的增多所提方法性能有所下降，但是总体表现上还处于较好的状态，与人眼主观观测结果仍具有较好的一致性。

(2) 对比算法的测试：同时，将所提方法分别与具有代表性或主流的图像质量评价方法进行对比，如全参FR的PSNR, SSIM, VIF^[18]；无参NR的BRISQUE^[5], NFERM^[6], GWH-LBP^[7], HOSA^[8], Zhou^[10], CORNIA^[11], NIQE^[19]和SISBLM^[20]。从表4中分析可知，由于所提方法采用深度学习获取的特征能准确地描述图像的失真程度，因此算法在

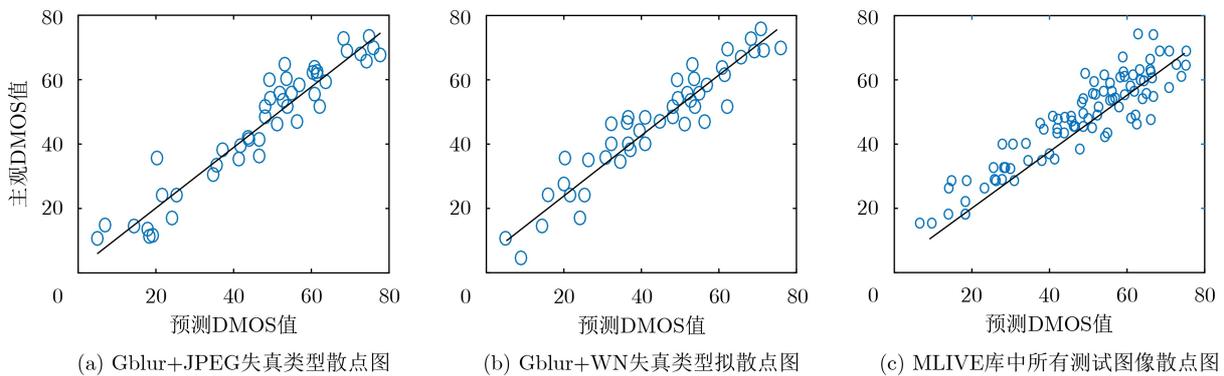


图6 MLIVE失真图像的客观评价与DMOS的散点图

表2 MLIVE图像库中各特征有效性实验

特征	PLCC	SROCC	KROCC
均值	0.951	0.941	0.753
方差	0.795	0.740	0.625
偏斜度	0.570	0.472	0.334
峰度	0.461	0.493	0.348
整体评价	0.961	0.951	0.781

表3 不同图像库中算法性能测试

图像库	PLCC	SROCC	KROCC	RMSE
MLIVE(Part1)	0.969	0.956	0.822	4.502
MLIVE(Part2)	0.957	0.942	0.784	4.944
MLIVE(All)	0.961	0.951	0.781	4.831
MDID2013	0.935	0.922	0.755	0.017
MDID2016	0.921	0.917	0.749	0.756

表4 算法性能对比实验

算法		MLIVE(450 images)			MDID2013(324 images)		
		PLCC	SROCC	RMSE	PLCC	SROCC	RMSE
PSNR	FR	0.740	0.677	12.724	0.561	0.560	0.042
SSIM	FR	0.926	0.902	6.797	0.457	0.450	0.045
VIF ^[18]	FR	0.932	0.915	6.761	0.915	0.905	0.020
BRISQUE ^[5]	NR	0.924	0.900	7.143	0.833	0.819	0.027
NFERM ^[6]	NR	0.917	0.898	7.459	0.871	0.855	0.024
GWH-LBP ^[7]	NR	0.949	0.944	8.873	0.913	0.908	0.019
HOSA ^[8]	NR	0.926	0.902	6.974	0.892	0.872	0.021
Zhou ^[10]	NR	0.951	0.943	5.747	0.919	0.907	0.019
CORNIA ^[11]	NR	0.916	0.900	7.586	0.904	0.898	0.020
NIQE ^[19]	NR	0.839	0.775	10.294	0.563	0.545	0.042
SISBLM ^[20]	NR	0.895	0.878	8.439	0.814	0.808	0.030
本文算法	NR	0.961	0.951	4.831	0.935	0.922	0.017

MLIVE^[4]与MDID2013图像库^[15]中进行测试，不仅相对于无参考评价方法具有明显的优势，而且与全参考图像质量评价方法进行对比毫不逊色，表明所提方法性能显著，具有一定的应用前景。

3.5 时间复杂度实验

本文利用MLIVE图像库^[14]中的“baby girl”图像进行了算法复杂度的对比实验。实验中使用的计算机配置为：Intel Core i5-7400@3.0 GHz, 4 GB RAM, Win10系统，软件平台为Matlab2017b。

表5给出了总体性能表现比较好的几种算法与所提算法在运行上时间的对比，所提方法需要时间为0.842 s，复杂度处于中等情况。由于所提方法采用CNN提取局部质量，同时再利用BP-NN求取整体质量，经过两次回归，导致增加了算法的复杂度，但算法预测的准确性得到明显提升。为进一步满足算法的实用性，降低算法复杂度是下一步需要展开的工作。

表5 各算法时间复杂度对比实验(s)

算法	SSIM	VIF	GWH-LBP	SISBLM	本文算法
时间	0.102	5.236	0.657	2.486	0.842

4 结论

本文提出一种基于空间分布分析的图像质量评价方法，以此对混合失真图像质量进行评价。在本方法中采用CNN学习得到图像的局部质量，通过对局部质量的空间分布情况进行分析，提取局部质量的空间分布特征，使用BP-NN建立空间分布特征与人眼视觉感知的映射关系。通过实验验证了所建立的混合失真图像质量评价模型与人眼主观视觉的高度一致性。表明针对图像混合失真的评价所提方法具有一定的参考价值。

参考文献

- [1] GU Ke, TAO Dacheng, QIAO Junfei, *et al.* Learning a no-reference quality assessment model of enhanced images with big data[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2018, 29(4): 1301–1313. doi: [10.1109/TNNLS.2017.2649101](https://doi.org/10.1109/TNNLS.2017.2649101).
- [2] FREITAS P G, AKAMINE W Y L, and FARIAS M C Q. No-Reference image quality assessment using orthogonal color planes patterns[J]. *IEEE Transactions on Multimedia*, 2018, 20(12): 3353–3360. doi: [10.1109/TMM.2018.2839529](https://doi.org/10.1109/TMM.2018.2839529).
- [3] 张敏辉, 杨剑. 评价SAR图像去噪效果的无参考图像质量指标[J]. 重庆邮电大学学报: 自然科学版, 2018, 30(4): 530–536. doi: [10.3979/j.issn.1673-825X.2018.04.014](https://doi.org/10.3979/j.issn.1673-825X.2018.04.014).
ZHANG Minhui and YANG Jian. A new referenceless image quality index to evaluate denoising performance of SAR images[J]. *Journal of Chongqing University of Posts and Telecommunications: Natural Science Edition*, 2018, 30(4): 530–536. doi: [10.3979/j.issn.1673-825X.2018.04.014](https://doi.org/10.3979/j.issn.1673-825X.2018.04.014).
- [4] 徐弦秋, 刘宏清, 黎勇, 等. 基于RGB通道下模糊核估计的图像去模糊[J]. 重庆邮电大学学报: 自然科学版, 2018, 30(2): 216–221. doi: [10.3979/j.issn.1673-825X.2018.02.009](https://doi.org/10.3979/j.issn.1673-825X.2018.02.009).
XU Xianqiu, LIU Hongqing, LI Yong, *et al.* Image deblurring with blur kernel estimation in RGB channels[J]. *Journal of Chongqing University of Posts and Telecommunications: Natural Science Edition*, 2018, 30(2): 216–221. doi: [10.3979/j.issn.1673-825X.2018.02.009](https://doi.org/10.3979/j.issn.1673-825X.2018.02.009).
- [5] MITTAL A, MOORTHY A K, and BOVIK A C. No-reference image quality assessment in the spatial domain[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2012, 21(12): 4695–4708. doi: [10.1109/TIP.2012.2214050](https://doi.org/10.1109/TIP.2012.2214050).
- [6] GU Ke, ZHAI Guangtao, YANG Xiaokang, *et al.* Using free energy principle for blind image quality assessment[J]. *IEEE Transactions on Multimedia*, 2015, 17(1): 50–63. doi: [10.1109/TMM.2014.2373812](https://doi.org/10.1109/TMM.2014.2373812).
- [7] LI Qiaohong, LIN Weisi, and FANG Yuming. No-reference quality assessment for multiply-distorted images in gradient domain[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2016, 23(4): 541–545. doi: [10.1109/LSP.2016.2537321](https://doi.org/10.1109/LSP.2016.2537321).
- [8] DAI Tao, GU Ke, NIU Li, *et al.* Referenceless quality metric of multiply-distorted images based on structural degradation[J]. *Neurocomputing*, 2018, 290: 185–195. doi: [10.1016/j.neucom.2018.02.050](https://doi.org/10.1016/j.neucom.2018.02.050).
- [9] JIA Sen and ZHANG Yang. Saliency-based deep convolutional neural network for no-reference image quality assessment[J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2018, 77(12): 14859–14872. doi: [10.1007/s11042-017-5070-6](https://doi.org/10.1007/s11042-017-5070-6).
- [10] ZHOU Wujie, YU Lu, QIAN Yaguan, *et al.* Deep blind quality evaluator for multiply distorted images based on monogenic binary coding[J]. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 2019, 60: 305–311. doi: [10.1016/j.jvcir.2019.03.001](https://doi.org/10.1016/j.jvcir.2019.03.001).
- [11] YE Peng, KUMAR J, KANG Le, *et al.* Unsupervised feature learning framework for no-reference image quality assessment[C]. 2012 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Providence, USA, 2012: 1098–1105. doi: [10.1109/CVPR.2012.6247789](https://doi.org/10.1109/CVPR.2012.6247789).
- [12] BOUREAU Y L, BACH F, LECUN Y, *et al.* Learning mid-level features for recognition[C]. 2010 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, San Francisco, USA, 2010: 2559–2566. doi: [10.1109/CVPR.2010.5539963](https://doi.org/10.1109/CVPR.2010.5539963).
- [13] 孙娅楠, 林文斌. 梯度下降法在机器学习中的应用[J]. 苏州科技大学学报: 自然科学版, 2018, 35(2): 26–31. doi: [10.12084/j.issn.2096-3289.2018.02.006](https://doi.org/10.12084/j.issn.2096-3289.2018.02.006).

- SUN Yanan and LIN Wenbin. Application of gradient descent method in machine learning[J]. *Journal of Suzhou University of Science and Technology: Natural Science*, 2018, 35(2): 26–31. doi: [10.12084/j.issn.2096-3289.2018.02.006](https://doi.org/10.12084/j.issn.2096-3289.2018.02.006).
- [14] JAYARAMAN D, MITTAL A, MOORTHY A K, *et al.* Objective quality assessment of multiply distorted images[C]. 2012 Conference Record of the Forty Sixth Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers, Pacific Grove, USA, 2012: 1693–1697. doi: [10.1109/ACSSC.2012.6489321](https://doi.org/10.1109/ACSSC.2012.6489321).
- [15] GU Ke, ZHAI Guangtao, YANG Xiaokang, *et al.* Hybrid no-reference quality metric for singly and multiply distorted images[J]. *IEEE Transactions on Broadcasting*, 2014, 60(3): 555–567. doi: [10.1109/TBC.2014.2344471](https://doi.org/10.1109/TBC.2014.2344471).
- [16] SUN Wen, ZHOU Fei, and LIAO Qingmin. MDID: A multiply distorted image database for image quality assessment[J]. *Pattern Recognition*, 2017, 61: 153–168. doi: [10.1016/j.patcog.2016.07.033](https://doi.org/10.1016/j.patcog.2016.07.033).
- [17] ZHANG Min, MURAMATSU C, ZHOU Xiangrong, *et al.* Blind image quality assessment using the joint statistics of generalized local binary pattern[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2015, 22(2): 207–210. doi: [10.1109/LSP.2014.2326399](https://doi.org/10.1109/LSP.2014.2326399).
- [18] SHEIKH H R and BOVIK A C. Image information and visual quality[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2006, 15(2): 430–444. doi: [10.1109/TIP.2005.859378](https://doi.org/10.1109/TIP.2005.859378).
- [19] MITTAL A, SOUNDARARAJAN R, and BOVIK A C. Making a "completely blind" image quality analyzer[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2013, 20(3): 209–212. doi: [10.1109/LSP.2012.2227726](https://doi.org/10.1109/LSP.2012.2227726).
- [20] LI Qiaohong, LIN Weisi, XU Jingtao, *et al.* Blind image quality assessment using statistical structural and luminance features[J]. *IEEE Transactions on Multimedia*, 2016, 18(12): 2457–2469. doi: [10.1109/TMM.2016.2601028](https://doi.org/10.1109/TMM.2016.2601028).
- 陈 勇: 男, 1963年生, 博士, 教授, 研究方向为图像处理。
朱凯欣: 女, 1994年, 硕士生, 研究方向为无参考图像质量评价和立体图像质量评价。
房 昊: 男, 1993年, 硕士, 研究方向为无参考图像质量评价。
刘焕淋: 女, 1970年生, 博士, 教授, 研究方向为信号处理等方面。

责任编辑: 余 蓉