



计算机工程与科学
Computer Engineering & Science
ISSN 1007-130X, CN 43-1258/TP

《计算机工程与科学》网络首发论文

题目: 基于并行小规模卷积神经网络的图像质量评价
作者: 曹玉东, 蔡希彪
收稿日期: 2020-06-19
网络首发日期: 2020-09-19
引用格式: 曹玉东, 蔡希彪. 基于并行小规模卷积神经网络的图像质量评价[J/OL]. 计算机工程与科学.
<https://kns.cnki.net/kcms/detail/43.1258.TP.20200917.1923.002.html>



网络首发: 在编辑部工作流程中, 稿件从录用到出版要经历录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿等阶段。录用定稿指内容已经确定, 且通过同行评议、主编终审同意刊用的稿件。排版定稿指录用定稿按照期刊特定版式(包括网络呈现版式)排版后的稿件, 可暂不确定出版年、卷、期和页码。整期汇编定稿指出版年、卷、期、页码均已确定的印刷或数字出版的整期汇编稿件。录用定稿网络首发稿件内容必须符合《出版管理条例》和《期刊出版管理规定》的有关规定; 学术研究成果具有创新性、科学性和先进性, 符合编辑部对刊文的录用要求, 不存在学术不端行为及其他侵权行为; 稿件内容应基本符合国家有关书刊编辑、出版的技术标准, 正确使用和统一规范语言文字、符号、数字、外文字母、法定计量单位及地图标注等。为确保录用定稿网络首发的严肃性, 录用定稿一经发布, 不得修改论文题目、作者、机构名称和学术内容, 只可基于编辑规范进行少量文字的修改。

出版确认: 纸质期刊编辑部通过与《中国学术期刊(光盘版)》电子杂志社有限公司签约, 在《中国学术期刊(网络版)》出版传播平台上创办与纸质期刊内容一致的网络版, 以单篇或整期出版形式, 在印刷出版之前刊发论文的录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿。因为《中国学术期刊(网络版)》是国家新闻出版广电总局批准的网络连续型出版物(ISSN 2096-4188, CN 11-6037/Z), 所以签约期刊的网络版上网络首发论文视为正式出版。

文章编号：202010356

基于并行小规模卷积神经网络的图像质量评价*

曹玉东，蔡希彪

(辽宁工业大学 电子与信息工程学院，辽宁 锦州 121001)

摘要：图像质量客观评价广泛应用在很多图像处理任务中，参考深度学习技术的研究成果，提出了一种基于并行小规模卷积神经网络的无参考图像质量评估算法。卷积操作和并行的多尺度输入能学习到丰富、细微的图像失真特征，首先利用高斯图像金字塔获取不同尺度的失真图像做为4路小规模单层卷积神经网络的输入，经过卷积和池化处理后，输出4路特征矢量，把学习到的特征矢量融合后，通过全连接回归映射为图像质量评估分数。参数优化分2个阶段完成，提高了模型精度。实验测试结果表明设计的网络模型简单有效，提出算法的性能高于当前主流算法，具有很好的稳定性和较强的泛化能力。

关键词：卷积神经网络；图像质量评估；多尺度图像；全连接回归；深度学习

中图分类号：TP391.9

文献标志码：A

Doi:

Image quality evaluation algorithm with parallel small CNN

CAO Yu-dong, CAI Xi-biao

(School of Electronics and Information Engineering, Liaoning University of Technology, Jinzhou Liaoning, 121001, China)

Abstract: Objective evaluation of image quality is widely used in many image processing tasks, a non-reference image quality evaluation algorithm was proposed based on small parallel-mode convolutional neural networks under deep learning technology. Convolution operation and Parallel multi-scale input could learn not only rich feature, but also subtle feature. First, the Gaussian image pyramid was used to obtain different scale distorted images as the input of 4 small capacity convolutional neural networks. The learned feature vectors were fused; later, the image quality evaluation score was obtained with fully connection regression. Parameters were optimized through two serial stages to improve the accuracy of the model. Experimental testing results show that designed small network model is effective and the performance of the proposed algorithm is higher than the current compared algorithms. The proposed algorithm has good stability and strong generalization ability.

Keywords: convolutional neural network; image quality evaluation; multi-scale image; fully connected regression; deep learning

1 引言

图像质量评价是图像处理和计算机视觉领域的一个研究热点问题。数字图像在获取、传输、处理和压缩存储的过程中可能导致失真或降质，进而影响图像识别或检测的准确率。如果能预先评测出图像的质量，优选符合要求的图像做为输入会提高系

*收稿日期：2020-06-19；修回日期：2020-08-29

基金项目：国家自然科学基金项目(61772171)；辽宁省自然科学基金项目(2019ZD0702)

通信地址：121001 辽宁省锦州市辽宁工业大学电子与信息工程学院

Address: School of Electronics and Information Engineering, Liaoning University of Technology, Jinzhou Liaoning, 121001, P.R. China

统的性能。此外,验证数字图像处理算法的性能好坏也需要一个客观准确的图像质量评测方法。

图像质量评估模型主要分为全参考图像质量评估(Full-Reference Image quality assessment, FR-IQA)^[1]、半参考图像质量评估(Reduced-Reference Image quality assessment, RR-IQA)^[2]和无参考图像质量评估(No-Reference Image quality assessment, NR-IQA)^[3]等三种类型^[4]。FR-IQA 用参考图像与待测失真图像之间的差异评估图像的质量,由于可以使用参考图像,FR-IQA 方法可以模拟人的视觉比较过程去感知和评测图像的质量,例如 SSIM 算法^[5]用图像的亮度、对比度和结构元素感知图像的失真特性。RR-IQA 方法利用 reference image 的部分信息与失真图像特征信息之间的差别,预测图像的质量评估分数。NR-IQA 方法则不利用任何图像参考信息,直接对失真图像中能反映人类视觉特性的图像统计特征建模,再基于回归技术把该特征映射为失真图像的质量分数^[6]。NR-IQA 算法由于不需要参考图像,较 FR-IQA 和 RR-IQA 评估算法更符合实际需求,所以有着广泛的应用前景。Saad 等^[7]认为正常的自然场景图像特征具有统计规律,如果图像失真就会破坏这种统计规律。NR-IQA 方法的准确性在很大程度上取决于图像的特征表示^[8]。例如 Oszust 等^[9]利用局部增强差分 and 导数核 for 特征建模;王杨等^[10]提取多方向、多尺度频域特征和对比度、能量、熵、逆差分矩特征,再使用支持向量回归方法获取图像的质量分数。

近几年,作为人工智能主流技术的深度学习方法发展迅猛,在深度学习领域出现不同类型的神经网络结构,如卷积神经网络(Convolution Neural Network, CNN)、循环神经网络(Recurrent neural network, RNN)^[11]和生成对抗网络(Generative Adversarial network, GAN)^[12]等。CNN 模型首先在图像处理和计算机视觉领域取得成功应用。与传统方法相比,深度神经网络的优势之一就是把图像的特征表示和图像的质量分数预测统一在 1 个框架内完成。设计合理的网络结构和分阶段的参数优化方法有利于提高模型精度。深度神经网络提取图像特征不需要人工干预,其参数的数量庞大,保证了提取到的图像特征具有强大的表示能力。从数学角度看,可以把神经网络看作是一种复杂的函数映射关系,目前以卷积神经网络为主的深度神经网络已经被大量应用到图像质量评价中^[4,13]。例如 Kang 等人

^[14]利用 2 次卷积 2 次池化的卷积神经网络提取失真图像特征。Lin 等人^[12]提出了一种利用深度生成对抗网络模型输出仿真参考图的盲图像质量评估方法,利用 GAN 生成虚拟的参考图,使 NR-IQA 的评测过程可以模拟人的视觉比较过程。该方法具有一定新意,但 GAN 模型的训练过程比较复杂。

深度学习模型需要强算力和大数据集的支持,目前公开的失真图像数据集规模仍显偏小,导致一些使用了深度学习技术的算法的性能不够理想。本文提出的基于并行小规模 CNN 的图像质量评价算法,简化深度神经网络模型的结构和深度,使其适应当前图像质量评测应用;输入并行、多尺度失真图像,保证网络模型能提取到更丰富的图像统计特征;设计 2 个不同的损失函数,把模型参数的优化过程分为 2 个阶段,提高模型的性能。

2 提出的图像质量评价方法

图像的特征提取对图像质量评价算法的性能有很大影响。卷积操作能够提取更抽象的局部图像特征,在很多应用中性能明显超过 SIFT 和 LBP 等传统图像特征,成为目前主流的图像特征提取方法。图像质量评测对特征提取的要求比图像分类或图像识别任务的要求低,不需要提取抽象的高级语义特征,因此采用层数较少的小规模深度卷积网络实现失真图像的特征提取,再经过全连接回归网络后获取图像的质量预测分数。

2.1 网络模型结构

卷积神经网络具有局部连接和参数共享的特点,可以把网络模型的计算复杂度降低到线性阶 $O(n)$ 。设计的网络模型结构如图 1 所示,受文献[15]启发,前端为结构一致的 4 路并行卷积子网络,卷积核的尺寸为 7×7 ,数量为 50。卷积和池化操作都是提取失真图像特征的过程,池化操作起到降维的作用,能够降低后端全连接层的计算负担,采用并行的全局最大池化和全局最小池化技术^[15],池化窗口的大小与卷积层输出的特征图谱一致,每个卷积子网输出的特征矢量维度是 100,4 路卷积子网络模块的输出并行连接在一起,构成 400 维的图像融合特征,做为后端全连接回归的输入。后端的全连接回归结构包含 3 个全连接层(FC),神经元的数目分别为 400、400 和 1。与文献[15]的主要区别在于本

文设计的卷积神经网络结构可以接受 4 路并行输入，可以提取到更丰富的失真图像特征信息。从整体看设计的网络模型属于小规模深度卷积神经网络。对算力和数据库规模的要求相对较低。

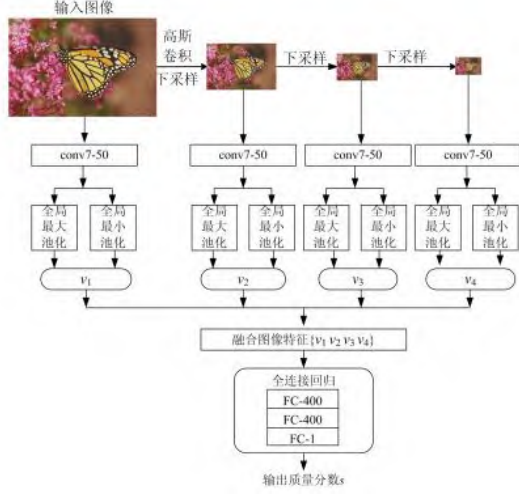


Fig.1 Model Structure of Parallel CNN

图 1 并行的卷积神经网络模型结构

2.2 网络模型的优化

深度学习模型的优化是至关重要的，基本思想是梯度下降迭代。网络模型需要优化的参数包括卷积核参数和 FC 层中连接神经元的权值及偏差项等。设计的卷积网络模型虽然深度规模较小，但是仍属于深度神经网络，当训练数据不足时，容易导致过拟合，过拟合会造成网络模型在训练集上的误差较小，测试集上的误差较高。采用数据增强缓解这一问题，办法是分割原始的失真图像为若干不重叠的图像块，并假设每个图像块的质量分数等于整幅源图像的质量分数标签值。

部分失真图像的失真区域不具备均匀分布的性质，所以假定图像块的质量分数为整幅图像的质量分数，会给模型参数的优化带来误差，因此把模型的训练过程分为 2 个阶段。在第 1 阶段的训练中，利用图像块学习图像的质量分数。将 1 幅失真图像分割出来的 N 个图像块构成 1 次批量输入，将模型预测的 N 个图像块质量分数的平均值做为该幅图像的质量预测分数，需要优化的目标函数为：

$$L = \frac{1}{Q} \sum_{q=1}^Q \left| \frac{1}{N} \sum_{m=1}^N f(I_{mm}, \mathbf{w}_1, \mathbf{w}_2) - l_n \right| + \frac{\lambda}{2} \|\mathbf{w}_2\|_2^2 \quad (1)$$

其中，符号 $|\cdot|$ 表示取绝对值， \mathbf{w}_1 为前端卷积网络的参数， \mathbf{w}_2 为后端全连接网络的参数。 Q 表示每 1 次训练神经网络输入的图像数量。符号 $\|\cdot\|_2$ 表示 L_2 范数，对权值项 \mathbf{w}_2 引入正则化项约束，缓解模型过拟合。 l_n 为图像块 I_{mm} 的质量分数标签， $f(\cdot, \cdot, \cdot)$ 输出模型预测的质量分数，其中第 1 个参量是输入的图像块，第 2 和 3 个参量是模型 f 的参数。不考虑正则化项，该目标函数描述了图像块的预测值与图像标签值之间的平均误差。优化时每个批次的训练输入 4 幅图像，即 Q 取 4，每幅图像被分割为 32 个图像块，即 N 取 32，则 batch_size 为 128，学习率 (learning rate) 设置为 0.0001，激活函数为 ReLU。

在第 2 阶段的训练中，利用整幅失真图像做输入精调模型参数，损失函数为：

$$L = \frac{1}{Q} \sum_{q=1}^Q |f(I_q, \mathbf{w}_1, \mathbf{w}_2) - l_q| + \frac{\lambda}{2} \|\mathbf{w}_2\|_2^2 \quad (2)$$

其中， I_q 表示输入图像， l_q 是其对应的质量分数标签。类似公式 1，在损失函数中引入正则化项，增加对参数的软约束。不考虑正则化项，该损失函数描述了整幅失真图像的预测值与图像标签值之间的平均误差。优化时，使用 L_2 范数正则化和扩展数据集方法缓解过拟合，提升模型的性能。

2.3 算法描述

图像特征提取是算法的核心部分。将输入的失真图像经过高斯卷积之后连续 3 次做下采样，获取 4 个不同尺度的失真图像归一化后做为卷积神经网络的输入，提取失真特征，最后送入全连接回归网络。

将提出的基于并行小规模卷积神经网络的图像质量评估算法 (Parallel Small CNN based image quality assessment algorithm, PSCNN) 描述如下：

输入： 失真图像。

输出： 失真图像的质量预测分数。

训练阶段：

步骤 1 将输入图像经过图像金字塔操作后得到 4 个尺度的图像；

步骤 2 将 4 个尺度的图像归一化后分别输入到 4 个并行的卷积神经网络中；

步骤 3 将 4 路特征向量进行连接，输入全连接回归网络中；

步骤 4 根据目标函数(1)和(2)不断优化模型参数，重复上述步骤，直到满足迭代停止准则。

测试阶段:

步骤 1 输入待测图像;

步骤 2 获取不同尺度图像, 输入已经训练好的卷积神经网络, 输出 4 路特征向量;

步骤 3 4 路特征向量融合后, 经过训练好的全连接回归网络输出失真图像的质量预测分数。

总结 PSCNN 算法的特点如下:

1. 使用 4 路并行的卷积网络输入, 丰富了失真图像的特征表示能力。
2. 设计小规模卷积神经网络提取失真图像特征, 使训练变得容易。
3. 不限制输入图像的尺寸, 可以最大限度的保留原始失真图中的信息。
4. 针对图像块(Image patch)和整幅失真图像, 分 2 个阶段优化损失函数, 提高模型的准确度。

综上, 提出的算法先学习图像局部特征及感知图像失真的位置信息, 再通过池化操作降低维度, 最后通过全连接回归输出图像的质量评估分数。

3 实验

在 2 个公开的标准数据集上将本文提出的算法与当前主流算法做了比较。数据集之间的区别主要是参考图像的数量、失真图像的数量、失真类型和评分标准等。实验采用普遍使用的评价标准评测本文算法的预测与主观感知的一致性; 用模型预测值与图像主观分数的相关性实验测试算法的稳定性; 用不同的数据集交叉实验测试本文算法的泛化能力。

3.1 数据集

实验使用数据集为 LIVE^[16,17]和 TID2008^[18,19], LIVE 包含了 29 幅未失真的参考图和 779 幅不同类型的失真图像, 5 种失真类型是白噪声(White Noise, WN)、JPEG 压缩失真(JPEG)、JPEG2000 压缩失真(JP2K)、高斯模糊(Gaussian blur, GBLUR)和快速衰减瑞利失真(Fast Fading rayleigh channel, FF), 图 2 给出了 LIVE 数据库的部分失真图像示例。图像的主观评价分数用 DMOS (Difference Mean Opinion Score) 描述, 质量分数的变动范围是 [0, 100]。TID2008 数据库包含了 25 幅未失真的参考图像, 17 种失真类型, 4 种失真等级的 1700 幅失真图像。除了与 LIVE 数据集共有的 4 种失真类型(WN、JPEG、

JP2K 和 GBLUR)外, 还包含 13 种失真类型: 量化噪声、彩色成分的加性噪声、脉冲噪声、空间相关噪声、遮掩噪声、高频噪声图像去噪、JPEG 传输误差、非偏心模式噪声以及对比度改变(CHANGE)等等。与 LIVE 数据库不同, TID2008 采用 MOS (Mean Opinion Score) 做为主观评价分数, 缩放到 [0, 9] 的范围。MOS 的值越小, 图像的质量越不好。使用更多的数据进行训练可以提高模型的泛化能力, 因此, 把失真图像分割为若干不重叠图像块, 增加数据集的数量。



Fig. 2 Samples of distortion image

图 2 失真图像样例

3.2 评价标准

评价标准采用通用的斯皮尔曼秩相关系数(Spearman rank-order correlation coefficient, SROCC)和皮尔森线性相关系数(Pearson Linear Correlation Coefficient, PLCC)^[20,21]。SROCC 衡量两组数据的等级相关性, 即主观标定的质量评价分数和模型输出的客观质量预测分数的相关性; PLCC 衡量两组数据的线性相关程度。SROCC 的计算公式为:

$$\text{SROCC} = 1 - \frac{6 \sum_{k=1}^N d_k^2}{N(N^2 - 1)} \quad (3)$$

其中, N 表示数据库中图像的数量, d_k 表示第 k 幅图像在主观评价分数集合和模型预测分数集合中排名的差值。PLCC 的计算公式为:

$$\text{PLCC} = \frac{\sum_{i=1}^N (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (X_i - \bar{X})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^N (Y_i - \bar{Y})^2}} \quad (4)$$

其中, X_i 代表 1 幅失真图像的主观评测分数, Y_i 代表模型的客观评测分数, X 和 Y 表示数量为 N 的需要比较的 2 组数据样本。

3.3 在数据集上的评测结果

算法首先在 LIVE 数据集上完成训练和测试, 表 1 给出了与当前主流算法的对比结果, 包括 CORNIA^[22] (Codebook Representation for No reference Image Assessment) 算法、DLIQA^[23] (Deep Learning for blind Image Quality Assessment) 算法、BIQI^[24] (Blind Image Quality Index) 算法、ILNIQE^[25] (Integrated Local Natural Image Quality Evaluator) 算法、BRISQUE^[26] (dubbed Blind/Referenceless Image Spatial QUality Evaluator) 算法、DIIVINE^[27] (Distortion Identification-based Image Verity and INtegrity Evaluation index) 算法、HOSA^[28] (High Order Statistics Aggregation)、CNN^[14] (Convolutional Neural Networks for no-reference image quality assessment) 和 CNN++^[15] (multi-task CNNs) 算法。表 1 中加粗的数字表示性能最好(下同)。CORNIA 使用软指派编码(soft-assignment coding)和最大池化获取图像的特征表示, PLCC 性能比本文算法低 3 个百分点。DIIVINE 假设自然图像都具有某种统计特征, 由于失真导致这些统计特性发生改变, 如果能找到这种改变, 就可以判断图像的质量。DIIVINE 算法比本文提出的算法低 3-5 个百分点。CNN++ 算法是 CNN 算法的加强版, 符号“++”的含义是代表 2 个任务: 图像质量分数评估和失真类型识别。CNN++ 在 PLCC 性能上比 CNN 提升了 4 个百分点, 二者都属于基于深度学习技术的算法, 但是都比提出 PSCNN 算法的性能低 5-6 个百分点。DLIQA 也属于深度学习方法, 用深度判别模型输出失真图像的质量分数, 其性能比本文的算法低 4 个百分点。DIIVINE、BRISQUE 和 CNN++ 算法都采用 2 阶段框架法, 即首先识别出失真的类型, 然后再评估该失真类型的质量分数。综上, 在 LIVE 数据集上的测试结果表明: 同当前主流的 IQA 算法相比, 提出的 PSCNN 算法性能最高。

Table 1 Comparison of performance on LIVE

表 1 在 LIVE 数据集上的性能比较

算 法	SROCC	PLCC
CORNIA ^[22]	0.95	0.94
DLIQA ^[23]	0.92	0.93
BIQI ^[24]	0.92	0.92
ILNIQE ^[25]	0.89	0.90
BRISQUE ^[26]	0.92	0.92
DIIVINE ^[27]	0.93	0.92

HOSA ^[28]	0.94	0.94
CNN ^[14]	0.95	0.95
CNN++ ^[15]	0.95	0.94
PSCNN	0.96	0.97

SROCC 用于评测客观质量预测分数和主观质量评价分数的相关性, 如果模型附加某些非线性变换, 会造成 PLCC 性能变好, 但 SROCC 性能不会被影响, 所以 SROCC 被认为是最好的非线性相关指标。在 LIVE 数据集的 5 种失真类型上与 NIQE^[29] (Natural Image Quality Evaluator) 等算法逐一比较 SROCC 性能, 由表 2 可以看出: 提出的 PSCNN 算法的 SROCC 值在前 4 种失真类型上取得最优性能, 仅在第 5 种失真类型 FF 上没有取得最优性能。

Table 2 SROCC performance on 5 distortions of LIVE

表 2 在 LIVE 5 种失真类型上的 SROCC 性能比较

算 法	JP2K	JPEG	WN	GBLUR	FF
CORNIA ^[22]	0.90	0.89	0.96	0.94	0.91
DLIQA ^[23]	0.93	0.91	0.97	0.95	0.86
BIQI ^[24]	0.92	0.95	0.99	0.95	0.82
ILNIQE ^[25]	0.89	0.94	0.98	0.91	0.83
BRISQUE ^[26]	0.93	0.93	0.95	0.94	0.87
DIIVINE ^[27]	0.91	0.91	0.98	0.92	0.86
HOSA ^[28]	0.90	0.82	0.85	0.94	0.84
CNN ^[14]	0.95	0.97	0.97	0.96	0.91
CNN++ ^[15]	0.96	0.96	0.98	0.97	0.92
NIQE ^[29]	0.91	0.94	0.97	0.93	0.86
PSCNN	0.97	0.97	0.99	0.98	0.89

为了验证提出算法的稳定性, 比较模型的预测分数与失真图像的主观真实分数之间的差异, 在 LIVE 数据集中随机选择 JP2K 失真、FF 失真和综合失真等 4 种情况绘制散点分布图, 如图 2 所示。图 2 中每 1 个样例点表示 1 幅失真图像, 横轴为主观标定的失真图的真实质量分数(subjective Opinion Score), 纵轴为网络模型预测的质量分数。散点图通过样例点的变化趋势和疏密程度描述失真图的预测分数和真实标定分数之间的数量关系。由图 3 可以看出: 数据点基本围绕在拟合曲线附近, 呈现出正相关的线性关系, 表明提出的算法具有较好的稳定性。

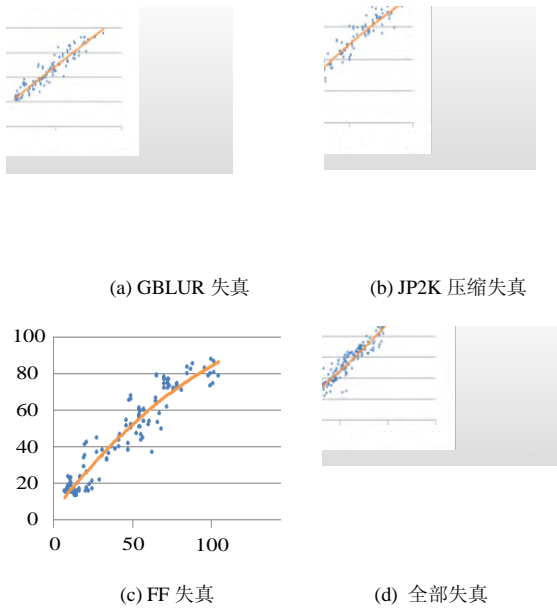


Figure 3 Comparison of DMOS versus model prediction on distorted image

图 3 失真图的模型预测分数与主观评价分数比较

为验证提出算法的泛化能力, 尝试了跨数据集的交叉实验, 在 LIVE 数据集上训练, 然后在 TID2008 数据集上做测试。选择 2 个数据集中共有的失真类型数据, 性能的测试结果如表 3 和表 4 所示。被比较的算法包括 BLISS^[30](Blind Learning of Image Quality using Synthetic Scores)和 dipIQ^[31](quality-discriminable image pairs Inferred Quality)等。BLISS 算法为 Opinion Free IQA 模型, 通过其他现有的 FF-IQA 模型标注训练数据。其中, DLIQA、CNN++ 和 dipIQ 等 3 种算法使用了深度学习技术, dipIQ 算法利用微软的 RankNet 解决排序问题。由表 3 和表 4 可知, 无论是在具体的失真类型上还是综合失真类型上, 提出的 PSCNN 算法的泛化性能都好于被比较的算法, 说明算法的泛化能力还是较强的。

Table 3 SROCC on TID2008 with train on LIVE

表 3 在 LIVE 上训练在 TID2008 上测试的 SROCC 值

算 法	JPEG	JP2K	GBLUR	WN	综 合
CORNIA ^[22]	0.90	0.92	0.90	0.65	0.87
ILNIQE ^[25]	0.88	0.92	0.82	0.89	0.89
BRISQUE ^[26]	0.87	0.90	0.86	0.82	0.86
NIQE ^[29]	0.88	0.90	0.83	0.85	0.82
BLISS ^[30]	0.90	0.91	0.88	0.86	0.85
CNN++ ^[15]	0.91	0.92	0.92	0.93	0.90
dipIQ ^[31]	0.93	0.94	0.92	0.92	0.89
PSCNN	0.94	0.95	0.94	0.96	0.93

Table 4 PLCC on TID2008 with train on LIVE

表 4 在 LIVE 上训练在 TID2008 上测试的 PLCC

算 法	JPEG	JP2K	GBLUR	WN	综 合
CORNIA ^[22]	0.93	0.90	0.89	0.64	0.88
ILNIQE ^[25]	0.95	0.93	0.85	0.86	0.82
BRISQUE ^[26]	0.92	0.91	0.85	0.81	0.87
NIQE ^[29]	0.93	0.91	0.85	0.86	0.83
BLISS ^[30]	0.96	0.93	0.87	0.86	0.87
DLIQA ^[23]	0.89	0.91	0.96	0.90	0.83
CNN++ ^[15]	0.94	0.90	0.91	0.93	0.89
dipIQ ^[31]	0.97	0.94	0.93	0.91	0.89
PSCNN	0.99	0.94	0.98	0.97	0.93

4 结束语

本文提出了基于并行小规模卷积神经网络的无参考图像质量评估算法, 将失真图像的特征提取和质量分数预测统一在 1 个优化框架内实现。设计了独特的网络模型架构, 融合多尺度图像的特征信息, 采用 2 阶段法优化模型参数, 提高模型的性能。

由于现实世界中失真类型多种多样, 目前公开的数据集提供的失真类型有限, 需要探索迁移学习和增量学习在 IQA 算法中的应用, 设计通用型的无参考图像质量评价算法是未来的工作重点之一。

参考文献:

- [1] Li guo-qing, Zhao Yang, Liu Qing-meng, Yin Xiangyu, Wang Yanan. Multi-layer perceptual decomposition based full reference image quality assessment[J]. Journal of Image and Graphics, 2019, 24(1): 149-158. (in Chinese)
- [2] Yang D, Shen Y, et al. Reduced-reference image quality assessment using moment method[J]. International Journal of Electronics, 2016, 103(10): 1607-1616.
- [3] Chen Y, Li D, Zhang J Q. Blind image quality assessment with complementary color wavelet transform[J]. Acta Electronica Sinica, 2019, 47(4): 775-783. (in Chinese)
- [4] Yang L, Wang H, Wei M. Review of no-reference image quality assessment based on machine learning [J]. Computer Engineering and Applications, 2018, 54(19): 34-42. (in Chinese)
- [5] Wang Z, Bovik A C, Sheikh H R, Simoncelli E P, Image quality assessment: from error visibility to structural similarity [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2004, 13(4): 600-612.
- [6] Ma Y, Cai X B, Sun F M. Towards No-Reference Image Quality

- Assessment Based on Multi-Scale Convolutional Neural Network[J]. Computer Modeling in Engineering and Sciences, 2020, 123(1): 201-216.
- [7] Saad M A, Bovik A C, Charrier C. Blind image quality assessment: A natural scene statistics approach in the DCT domain, IEEE Trans. Image Process. 2012, 21(8): 3339-3352.
- [8] 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.
- [9] Oszust M. Local Feature Descriptor and Derivative Filters for Blind Image Quality Assessment[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2019, 26(2): 322-326.
- [10] Wang Yang, Xiang Xiu-mei, Lu Jia, Yu Zhen-xin. Non-reference stereo image quality evaluation based on binocular fusion[J]. Computer Engineering and Science, 2020, 42(3): 510-516. (in Chinese)
- [11] Goodfellow I, Bengio Y, Courville A. Deep learning[M]. Posts and Telecommunications Press, 2017: 227-254.
- [12] Lin K Y, Wang G. Hallucinated-IQA: no-reference image quality assessment via adversarial learning [C]. Proceedings of 2018 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway: IEEE, 2018: 732-741.
- [13] Bosse S, Maniry D, Muller K R, et al. Deep neural networks for no-reference and full-reference image quality assessment[J]. IEEE Transaction on Image Processing, 2018, 27(1): 206-219.
- [14] Kang L, Ye P, Li Y. Convolutional neural networks for no-reference image quality assessment[C]// Proc of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2014: 1733-1740.
- [15] Kang L, Ye P, Li Y, Doermann D. Simultaneous estimation of image quality and distortion via multi-task convolutional neural networks[C]// Proc of IEEE International Conference on Image Processing, 2015: 2791-2795.
- [16] Sheikh H R, Wang Z, Cormack L, et al. LIVE image quality assessment database release 2[EB/OL]. 2005. <http://live.ece.utexas.edu/research/quality>.
- [17] Sheikh H R, Sabir M F, Bovik A C. A Statistical Evaluation of Recent Full Reference Quality Assessment Algorithms[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2006, 15(11): 3440-3451.
- [18] Ponomarenko N, Lukin V, Zelensky A, Egiazarian K, Carli M, Battisti F.. TID2008-A database for evaluation of full-reference visual quality assessment metrics[J]. Advances of Modern Radioelectronics, 2009(10): 30-45.
- [19] TID2008 page: <http://www.ponomarenko.info/tid2008.htm>
- [20] Wang Zhiming. Review of no-reference image quality assessment [J]. Acta automatica sinica, 2015, 41(6): 1062-1079. (in Chinese)
- [21] Jia Hui-zhen, Wang Tong-han, Fu Peng. Multi-feature fusion based image quality assessment method[J]. Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2019, 32(7): 669-675. (in Chinese)
- [22] Ye P, Kumar J, Kang L, Doermann D. Unsupervised feature learning framework for no-reference image quality assessment[C]// Proc of IEEE Conference Computation Vision and Pattern Recognition, 2012: 1098-1105.
- [23] Hou W, Gao X, Tao D, et al. Blind image quality assessment via deep learning[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2015, 26(6): 1275-1286.
- [24] Moorthy A, Bovik A. A two-step framework for constructing blind image quality indices[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2010, 17(5): 513-516.
- [25] Zhang L, Bovik A C. A feature-enriched completely blind image quality evaluator[J]. IEEE Transaction on Image Processing, 2015, 24(8): 2579-2591.
- [26] 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
- [27] 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.
- [28] Xu J, Ye P, Li Q, et al. Blind image quality assessment based on high order statistics aggregation[J]. IEEE Transaction on Image Processing, 2016, 25(9): 4444-4457.
- [29] Mittal A, Soundararajan R, Bovik A C, Making a completely blind image quality analyzer[J]. IEEE Signal Process. Letters, 2013, 20(3): 209-212.
- [30] Ye P, Kumar J, Doermann D. Beyond human opinion Scores: blind Image quality assessment based on synthetic scores[C]// Proc of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2014: 4242-4248.
- [31] Ma K, Liu W T, Liu T L, et al. diplQ: Blind Image Quality Assessment by Learning-to-Rank Discriminable Image Pairs[J]. IEEE Trans Image Process, 2017: 3951-3964.

附中文参考文献:

- [1] 李国庆, 赵洋, 刘青萌, 殷翔宇, 王业南. 多层感知分解的全参考图像质量评估[J]. 中国图象图形学报, 2019, 24(1): 149-158.
- [3] 陈扬, 李旦, 张建秋. 互补色小波域图像质量盲评价方法[J]. 电子学报, 2019, 47(4): 775-783.
- [4] 杨璐, 王辉, 魏敏. 基于机器学习的无参考图像质量评价综述[J]. 计

算机工程与应用, 2018, 54(19): 34-42.

- [10] 王杨, 向秀梅, 卢嘉, 郁振鑫. 基于双目融合的无参考立体图像质量评价[J]. 计算机工程与科学, 2020, 42(3): 510-516.
- [11] 赵申剑等译. 深度学习[M]. 人民邮电出版社, 2017: 227-254.
- [20] 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.
- [21] 贾惠珍, 王同罕, 傅鹏. 多特征融合的图像质量评价方法[J]. 模式识别与人工智能, 2019, 32(7): 669-675.

致谢:

论文的研究得到国家自然科学基金项目(61772171)和辽宁省自然科学基金项目(2019ZD0702)部分资助, 硕士生马遥编写和调试了部分实验代码, 在此表示感谢。

作者简介:

曹玉东(1971—), 男, 辽宁铁岭人, 副教授, 博士, CCF 会员(F0617M), 主要研究方向: 图像处理、机器学习。

CAO Yudong, born in 1971, Ph. D., Associate professor. His research interests include image processing and machine learning.

蔡希彪(1972—), 男, 辽宁盘锦人, 教授, 博士, 通信作者, 主要研究方向: 多媒体信息处理与通信。E-mail: lgcaixb@163.com

CAI Xibiao, born in 1972, Ph. D., Associate professor. His research interests include multimedia information processing and multimedia communication.