

基于卷积神经网络的对比度失真图像质量评价

刘 春¹, 谭 琨¹, 刘绍辉², 马英瑞¹

(1 大庆师范学院 计算机科学与技术学院, 黑龙江 大庆 163712;

2 哈尔滨工业大学 计算机科学与技术学院, 黑龙江 哈尔滨 150001)

摘 要: 研究对比度失真的图像质量评价方法, 借助卷积神经网络来设计图像质量的评价算法, 在提出的算法中, 设计了一个多层的卷积神经网络, 包括三层卷积层、三层池化层和三层全连接层, 该网络可以自动地学习与图像质量相关的特征, 利用现有的数据库对设计的网络进行训练, 使其可以对图像的质量做出预测, 通过实验测试, 证明了提出的方法可以取得较高的预测性能, 以及超过了主流的图像质量评价模型。

关键词: 视觉质量评价; 对比度失真; 卷积神经网络; 卷积层

中图分类号: TP391.41

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2018)04-0084-05

Quality Assessment for Contrast-Distorted Images Based on Convolutional Neural Network

LIU Chun¹, TAN Kun¹, LIU Shao-hui², MA Ying-rui¹

(1 College of Computer Science and Information Technology, Daqing Normal University, Daqing 163712, China;

2 School of Computer Science and Technology, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001, China)

Abstract: In this paper, we devise a dedicated quality evaluation scheme to automatically predict the quality of contrast-changed images, which is based on the newly presented convolutional neural network (CNN) as CNN has been proved quite effective in dealing with computer vision tasks. The designed CNN includes three convolution layers and two fully connected layers. By training the CNN on existing image quality databases, we can evaluate the quality of the contrast-distorted images. Experimental results demonstrate the proposed method delivers high prediction performance and outperform mainstream image quality methods.

Key words: visual quality assessment; contrast-changed images; convolutional neural network; convolution layers

1 引言

如今手持相机的普及使图像的获取变得非常便捷。然而, 不适当的相机参数或者人为拍摄的随意性使得获取的照片很容易遭受失真的干扰, 这些失真主要有模糊、噪声、对比度失真等等, 在常见的失真类型里面, 模糊, 噪声以及压缩产生的块效应已经被较好地研究, 而针对对比度改变的图像质量评价方法仍然较少, 因此, 我们在本文中专门针对对比度失真的图像质量评价进行研究, 提出了相应的评价方法。

一般地, 图像质量评价方法可以分为三类, 即全

参考、半参考和无参考评价方法。全参考质量评价方法是指在原图或者无失真图已知的情况下, 通过对比原图和对应的失真图来预测失真图的质量。代表性的方法主要有 PSNR (peak signal-to noise ratio) 和 SSIM (structural similarity index)^[1] 等。SSIM 通过计算原图与失真图像之间的亮度, 对比度和结构相似性来估计图像的质量。因为有原图可以参考, 所以全参考评价方法的预测性能是最高的, 但是要求原图已知的条件太高, 现实应用中往往很难达到, 所以研究者考虑只提取部分原图的信息或特征, 通过比较特征来对图像的质量进行预测, 这就是半参

考的图像质量评价方法,这类方法不需要参考原图全部的信息,只需要提取原图的一些特征,所以极大地降低了数据量。代表性方法主要有 RRED (Reduced Reference Entropic Differencing)^[2]和 FEDM (Free-energy based Distortion Metric)^[3]等。第三类方法是无参考的图像质量评价方法,这类方法完全不需要参考原图的信息,可以在原图未知的情况下对失真图像的质量做出估计,这类方法最符合现实的情况,准确率高的无参考质量评价方法在实际的图像处理中很有意义。主流的无参考质量评价方法可以参考 BRISQUE, NFERM 等模型。因为在图像获取过程中,没有原图可以参考,本文中我们设计的质量评价方法属于无参考评价方法。

本文针对对比度失真的图像质量评价进行研究,这里我们简单回顾下已有的相关方法并进行分析,方等人提出了一个无参考的对比度失真的质量评价方法,该方法基于自然图像的一些统计特性,包括均值,方差,偏度,峰值和信息熵。陈等人利用 GIST 描述子和色彩特征,提取了一个 521 维的特征向量来对描述对比度失真的图像质量。尽管这两个方法可以对图像的质量做出预测,但是也存在这一定的不足,比如这两种方法的特征都是人为设计的,而且特征的数量也比较多,从而计算时间复杂度较高,容易引起过拟合等问题。相反地,在本文中,我们提出的方法基于卷积神经网络,通过合理地设计卷积神经网络以及训练网络,可以自动地学习与质量相关的特征,从而取得了较高的预测性能,而且网络模型经过一次训练以后可以直接应用,计算时间复杂度大大降低。

2 基于卷积神经网络的对比度失真图像质量评价方法

近几年,卷积神经网络在处理计算机视觉问题中取得了巨大的成功,极大地提升了预测的性能,在

图像质量评价中,基于卷积神经网络的质量评价算法也已经被提出^[4-6],从而验证了卷积神经网络用于质量评价问题的有效性。因此,我们借助卷积神经网络来处理对比度失真的图像质量评价的问题。具体地,我们通过设计卷积神经网络、训练卷积神经网络来对图像的质量进行预测。

2.1 卷积神经网络设计

我们设计的卷积神经网络如图 1 所示,网络输入为一幅图像,该网络包含三个卷积池化层单元和三个全连接层,分别为卷积层 1~3,池化层 1~3,全连接层 1~3,网络输出为一个分数,表示图像的质量。在网络中,我们利用 ReLU (rectified linear unit) 作为神经元的激活函数,定义为

$$C_{j+1} = \max(0, W_j \otimes C_j + B_j) \tag{1}$$

式中, C_j 表示第 j 层网络提取的特征图; W_j 表示第 j 层网络的权重; B_j 为偏置参数;“ $\otimes$ ”代表卷积操作。 $\max$ 为取最大值函数,池化方式我们选择最大值池化,即:

$$C_{j+1} = \max_R C_j \tag{2}$$

式中, R 代表特征图中的某一个池化区域。 C_{j+1} 取值为该区域中的最大值。

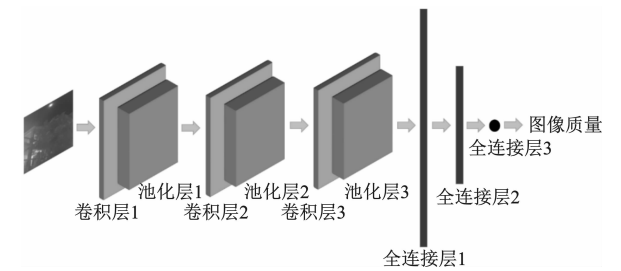


图 1 设计的卷积神经网络结构图

网络各层的具体配置信息在表 1 中详细列出,从表中可以看出,输入为一个灰度图像块,其尺寸为 32×32 ,输出为最后一个全连接层及全连接层 3 的输出,即一个数值,其代表图像的质量。

表 1 卷积神经网络各层的具体配置信息

层名称	填充(padding)	滤波器尺寸	滤波器个数	步幅(stride)	输出尺寸
输入	0				$32 \times 32 \times 1$
卷积层 1	0	5×5	48	1	$28 \times 28 \times 48$
池化层 1	0	2×2		2	$14 \times 14 \times 48$
卷积层 2	0	5×5	64	1	$10 \times 10 \times 64$
池化层 2	0	2×2		2	$5 \times 5 \times 64$
卷积层 3	0	4×4	80	1	$2 \times 2 \times 80$
池化层 3	0	2×2		2	$1 \times 1 \times 80$
全连接层 1	0	1×1	256	1	$1 \times 1 \times 256$
全连接层 2	0	1×1	128	1	$1 \times 1 \times 128$
全连接层 3	0	1×1	1	1	$1 \times 1 \times 1$

2.2 卷积神经网络的训练

2.2.1 训练样本准备

卷积神经网络结构定义好之后,我们对网络进行训练,让其具备质量评价的能力.我们首先需要准备训练样本以及该样本对应的质量标签.我们利用现有的对比度失真图像库 CID2013^[7],来训练我们的网络模型. CID2013 总共包含 400 幅对比度失真图像,每一幅图像都对应一个主观质量分数,图像的分辨率为 768×512 ,我们将每一幅图像分成 32×32 的块,所以对于每一幅图像我们可以得到 384 个图像块,400 幅图像总共可以产生 $384 \times 400 = 153\ 600$ 个图像块.计算每一个失真图像块与其原始图像块之间的 SSIM 值来标记失真图像块的质量,从而可以进行卷积神经网络的训练.

2.2.2 网络训练

准备好训练数据后,我们将训练数据导入卷积神经网络来对网络进行训练.首先,利用范数来定义网络训练的损失函数:

$$J = \sqrt{\|f(x, W) - y\|^2} \quad (3)$$

式中, x 为输入的训练图像块; W 代表网络的权重; y 代表 x 的质量标记,即 SSIM 值; $f(x, W)$ 表示输入为 x , 卷积神经网络输出的值.通过最小化 J ,对整个卷积神经网络进行训练,这里采用的训练方法是基于梯度下降(SGD)的反向传播算法,权重更新过程如下:

$$\Delta_{i+1} = m \times \Delta_i - \eta \times \frac{\partial L}{\partial W_i} \quad (4)$$

$$W_{i+1}^j = W_i^j + \Delta_{i+1} - \lambda \times \eta \times W_i^j \quad (5)$$

式中, m 为动量因子; η 表示学习率; j 表示层数; i 表示训练次数; Δ_{i+1} 表示第 i 次训练的梯度增量; λ 代表权重衰减系数.在我们的训练中,参数设置结果:迭代总次数为 300,训练批量大小为 128,学习率在 0.000 1 到 0.001 之间,动量因子为 0.9,权重衰减系数为 0.000 1.训练完成后,取最后一次迭代的权重作为我们进行后续质量预测的权重.

2.3 图像质量的预测

训练好卷积神经网络之后,利用该网络对新的对比度失真图像进行质量评价.由于训练用的是 32×32 大小的图像块,所以将新来的图像分成不重叠的 32×32 图像块,然后将每个图像块输入到网络中,网络将给出该图像块的质量评分,记为 q_i ,表示第 i 个图像块的输出质量,假设该图像共 N 个图像块,那么我们利用所有图像块的质量均值来定义整幅图像的质量,表示为

$$Q = \frac{1}{N} \sum_i^N q_i \quad (6)$$

式中, Q 表示图像的最终预测质量.

3 实验结果及分析

3.1 预测性能评价准则

在图像质量评价的研究中,通常利用三个统计指标来评价所提算法的预测性能,分别是斯皮尔曼等级相关系数(SROCC)、肯德尔等级相关系数(KROCC)、皮尔森线性相关系数(PLCC). SROCC, KROCC 和 PLCC 是计算算法给出的质量分数与测试者主观给出的主观质量分数的一致性,一致性越接近于 1 说明算法的性能越高.

在计算 PLCC 之前,视频质量专家组建议先将算法预测的质量分数进行非线性拟合,拟合函数一般采用:

$$q(z) = \beta_1 \left(\frac{1}{2} - \frac{1}{1 + \exp(\beta_2 \cdot (z - \beta_3))} \right) + \beta_4 \cdot z + \beta_5 \quad (7)$$

式中, z 为输入的算法给出的预测分数; $q(z)$ 为拟合得到的分数; $\beta_1 \sim \beta_5$ 为拟合参数.

3.2 测试图像库

我们利用三个公开的数据库来对算法的性能进行测试,因为 CID2013 已经被我们用于网络训练了,所以我们不再在其上进行性能测试,所采用的数据库分别为 CID2014, TID2013 和 CSIQ. 其中, CID2014 总共包含 655 幅对比度失真的图像, TID2013 包含 125 对比度失真的图像, CSIQ 包含 116 幅对比度失真的图像.我们在图 2 中分别给出了 CSIQ 数据库中对比度失真的样例图像,其余数据库的失真图像请参考相关文献,从图 2 可以发现,对比度失真对图像的主观质量有很大的影响.

3.3 预测性能的比较

我们将提出的方法与目前主流的算法进行对比,实验结果分别在表 2~4 中列出,其中表 2 给出的是在 CID2014 数据库上的结果,表 3 给出的是在 TID2013 上的结果以及表 4 给出了在 CSIQ 上的测试结果.

我们比较的质量评价方法可以分为三类:第一类为全参考的方法,包括目前具有一流性能的 FSIM 和 VSI;第二类是半参考的方法,包括 RRED 和 FTQM;由于我们提出的方法是无参考的方法,所以我们主要比较了无参考的评价方法,即第三类方法,包含 NIQE, IL-NIQE, BQMS 和 FANG,其中

FANG 为专门评价对比度失真的方法,和我们的方法解决同一类问题. 下面我们对每个表的实验结果进行分析,首先观察表 2,全参考的两个方法性能都在 0.7 以上,具有很大的优势,因其可以参考到原图像的全部信息,所以性能比较高,其次半参考的两个方法由于可以参考原图像的部分信息,也取得了不错的预测性能. 对于无参考的方法,我们可以看到,

FANG 的方法取得了最优的预测性能,其三个指标都排在第一位,我们提出的方法排在第二位,而其他的方法性能较低. 其次,观察表 3,我们可以看到,全参考的两个方法即使可以参考原图的所有信息,它们的预测性能仍然较低,指标数值都在 0.5 以下,说明 TID2013 数据库的对比度失真图像的质量比较难预测,半参考的两个方法 FTQM 表现优异.



图 2 CSIQ 数据库中的对比度失真样例图像

表 2 预测模型在 CID2014 数据库上的预测性能比较

预测模型	类型	SROCC	KROCC	PLCC
FSIM	全参	0.765 8	0.570 7	0.820 1
VSI	全参	0.773 4	0.573 6	0.820 9
RRED	半参	0.659 5	0.467 7	0.706 4
FTQM	半参	0.729 2	0.533 0	0.788 5
NIQE	无参	0.365 5	0.249 4	0.469 4
IL-NIQE	无参	0.512 1	0.359 0	0.576 4
BQMS	无参	0.438 1	0.303 9	0.574 2
FANG	无参	0.782 2	0.568 4	0.789 0
Proposed	无参	0.703 0	0.518 9	0.671 3

表 3 预测模型在 TID2013 数据库上的预测性能比较

预测模型	类型	SROCC	KROCC	PLCC
FSIM	全参	0.441 3	0.358 8	0.451 9
VSI	全参	0.371 7	0.293 5	0.469 1
RRED	半参	0.306 8	0.241 9	0.360 6
FTQM	半参	0.609 5	0.468 5	0.769 7
NIQE	无参	0.078 8	0.052 2	0.098 5
IL-NIQE	无参	0.151 7	0.103 0	0.227 5
BQMS	无参	0.188 5	0.125 9	0.251 4
FANG	无参	0.267 5	0.174 2	0.294 1
Proposed	无参	0.486 6	0.381 2	0.484 4

表 4 预测模型在 CSIQ 数据库上的预测性能比较

预测模型	类型	SROCC	KROCC	PLCC
FSIM	全参	0.942 0	0.788 3	0.937 8
VSI	全参	0.950 4	0.809 6	0.953 2
RRED	半参	0.938 2	0.783 8	0.941 5
FTQM	半参	0.953 2	0.812 9	0.955 2
NIQE	无参	0.244 4	0.161 3	0.301 9
IL-NIQE	无参	0.500 5	0.351 0	0.546 8
BQMS	无参	0.317 8	0.224 1	0.325 9
FANG	无参	0.180 7	0.117 5	0.176 2
Proposed	无参	0.595 7	0.385 7	0.611 7

尽管 FTQM 只参考了原图的部分信息,但是我们可以推测这部分信息可以很好地评价对比度失真的图像质量,相反,全参考的方法虽然可以参考全部信息,里面包含很多冗余信息,这部分信息对对比度失真无效,所以使得总体评价性能降低. 观察无参考的评价方法,所有无参考方法的性能都有所降低,我们提出的方法超过了 FANG 的方法,准确率接近 0.5,取得了最佳的预测性能. NIQE、IL-NIQE 以及 BQMS 三个方法的预测性能较差,结果都在 0.3 以下. 最后,我们分析表 4,全参考和半参考的方法都取得了很高的预测准确性,指标显示预测结果超过

了 0.9. 对比无参考的方法, 我们看到 FANG 的方法性能最低, 而 IL-NIQE 取得了较好的预测性能, NIQE 和 BQMS 预测准确性一般, 我们提出的方法取得了最佳的预测性能, 准确度在 0.6 左右.

4 结束语

本文介绍了一种专门针对对比度失真的图像质量评价方法, 在该方法中, 我们设计了一个卷积神经网络包括三层卷积层、三层池化层和三层全连接层, 通过训练该网络, 让其可以自动提取与对比度失真相关的特征, 从而进行图像质量的预测, 最后通过实验我们验证了提出方法的有效性, 以及超过了同类的质量评价预测方法. 然而, 通过实验结果我们可以发现, 提出的方法预测性能仍然具有提升的空间, 所以在以后的工作中, 我们将进一步研究更好的对比度失真的评价方法, 继续提升质量预测的准确性.

参考文献:

[1] 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.

[2] Soundararajan R, Bovik A C, Rred indices: reduced reference entropic differencing for image quality assessment[J]. IEEE Trans Image Process, 2012, 21 (2): 517-526.

[3] Zhai G, Wu X, Yang X, et al. A psychovisual quality

metric in freeenergy principle[J]. IEEE Trans Image Process, 2012, 21 (1) :41-52.

[4] 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.

[5] Mocanu D C, Exarchakos G, Liotta A. Deep learning for objective quality assessment of 3D images[C] // 2014 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP). Paris: IEEE, 2014: 758-762.

[6] Guan J, Yi S, Zeng X, et al. Visual importance and distortion guided deep image quality assessment framework[J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2017, 19 (11): 2505-2520.

[7] Gu K, Zhai G, Yang X. Subjective and objective quality assessment for images with contrast change[C] // Proc 20th IEEE Int Conf Image Process(ICIP). IEEE, 2013: 383-387.

作者简介:

刘 春 女, (1970-), 硕士, 副教授. 研究方向为数据库、图像处理、软件工程. E-mail: saralc@126. com.

谭 琨 女, (1976-), 硕士, 讲师. 研究方向为数据库、图像处理、软件工程.

刘绍辉 男, (1977-), 博士, 副教授, 硕士生导师. 研究方向为目标跟踪、计算机视觉、图像处理.

马英瑞 男, (1963-), 硕士, 副教授. 研究方向为数据库、软件工程.

(上接第 83 页)

[10] Ruigang F, Ping W, Yinghui G, et al. A new featureSelection method based on relief and svm-rfe[C]//SVM. IEEE, 2014: 1363-1366.

[11] Wang Xiangyang, Liang Linlin, Li Weiyi, et al. A new SVM-based relevance feedback image retrieval using probabilisticfeature and weighted kernel function[J]. Journal of Visual Communication And Image Representation, 2016(38): 256-275.

[12] 王冲, 纪仙慧. 基于用户反馈与链接关系的网页排序改进算法[J]. 计算机工程与设计, 2016, 37(5):

1166-1170.

作者简介:

宋冬慧 女, (1977-), 副教授, 硕士生导师. 研究方向为为多媒体技术、视觉传达设计.

马晓楠(通讯作者) 女, (1992-), 硕士研究生. 研究方向为为多媒体技术. E-mail: 929697648@qq. com.

王 冲 男, (1972-), 副教授, 硕士生导师. 研究方向为为信息检索技术、多媒体教育软件技术与应用理论.