

基于 GRNN 的模糊图像盲评价

元朴康¹, 况盛坤¹, 王强², 田全慧³

(1.上海理工大学, 上海 200093; 2.杭州电子科技大学, 杭州 310018;
3.上海出版印刷高等专科学校, 上海 200093)

摘要: **目的** 针对高斯模糊这种失真类型, 提出一种盲评价算法。**方法** 从权威的图库中选取高斯模糊图片, 提取梯度, 并对梯度图进行快速傅里叶变换 (FFT), 得到频谱, 对原图、梯度图、频谱进行运算, 提取出边缘强度、方差、梯度熵, 作为每幅图的特性向量。通过 GRNN 构建可以计算出图片的差分平均意见得分 (DMOS) 值, 即输入特征值, 输出计算 DMOS 值。**结果** 该算法的 Spearman 秩相关系数 (SROCC) 达到了 0.9086, Pearson 线性相关系数 (PLCC) 高达 0.9033; 与一些常见的算法相比, 所运算产生的 SROCC 和 PLCC 值也更高。**结论** 使用 CSIQ 与 LIVE 图库的高斯模糊部分, 在 Matlab 的环境下进行运算后得到的结果表明, 计算产生的 DMOS 与由人评判产生的 DMOS 值相似度高, 与眼睛判断结果较为接近。

关键词: 模糊图像质量; 盲评价; 梯度; GRNN

中图分类号: TS801.3; TS807 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-3563(2016)13-0195-06

Blurred Image Blind Assessment Based on GRNN

YUAN Pu-kang¹, KUANG Sheng-kun¹, WANG Qiang², TIAN Quan-hui³

(1.University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China; 2.Hangzhou Dianzi University 310018, China; 3.Shanghai Publishing and Printing College, Shanghai 200093, China)

ABSTRACT: A new blind assessment algorithm was put forward for Gaussian Blur. This method selected Gaussian Blur images from an authorized image library, extracted the gradient and conducted Fast Fourier Transform (FFT) and then got a frequency spectrum. It then calculated the initial image, the gradient image and the frequency spectrum, and extracted the edge intensity, the variance and the information entropy as characteristic vectors of each image. GRNN (characteristic vector) was used to build the blur image quality evaluation model which could input characteristic vector and output the calculated Different Mean Opinion Scores (DMOS). Compared with other common algorithms, this method had relatively higher Spearman's rank correlation coefficient (SROCC) at 0.9086 and Pearson linear correlation coefficient (PLCC) at 0.9033. The results of the calculation, which utilizes the blur image, set of CSIQ and LIVE database in the Matlab environment indicates the calculated DMOS with the new algorithm has high similarity with the DMOS of subjective judgment and is nearly close to human visual judgment.

KEY WORDS: image of blurred image; blind assessment; gradient; general regression neural network

近年来, 模糊图像质量的盲评价是无参考图像质量评价中的热点领域^[1]。高斯模糊图像是一种十分常见的模糊图像。图像经过高斯低通滤波器 (GLPF) 滤波后产生的模糊图像就是高斯模糊图

收稿日期: 2015-12-27

作者简介: 元朴康 (1992—), 男, 南昌人, 上海理工大学硕士生, 主攻图像质量评价。

通讯作者: 王强 (1964—), 男, 湖北人, 杭州电子科技大学教授, 主要研究方向为印刷数字化、色彩管理、图文信息处理。

像。在频率域中 GLPF 的二维形式如下:

$$H(u, v) = e^{-D^2(u, v)/2\sigma^2} \quad (1)$$

式中: $D(u, v)$ 是频率矩形中某点 (u, v) 距矩形中心的距离; σ 是关于中心的扩展度的度量。因为其傅里叶逆变换得到的还是一个高斯函数, 所以得到的空间高斯滤波器没有振铃, 产生的模糊图像没有振铃效应, 因此高斯低通滤波在图像的平滑处理中得到了广泛应用。

最基础的图像质量算法是峰值信噪比 (PSNR), 是通过比较测试图像和原始图像像素上的差异大小来评价图像质量, 而忽略了像素之间关联性。结构相似度 (SIMM) 算法分别比较失真图和参考图的亮度、对比度、结构的相似程度, 从而得到客观预测质量分数, 在评价性能上还需要进一步改进^[2]。在频域中 BLIINDS-II 根据平均能量和局部方向能量, 分别将离散余弦变换 (DCT) 系数分为 3 个频率带和 3 个方向带, 并且以这些频率带和方向带的 GGD 模型参数作为特征进行质量评价, 算法的效率有待提高^[3]。

Marziliano 等人检测了竖直方向 Sobel 边缘, 通过搜索灰度值的局部极值点得到边缘宽度, 将所有边缘像素的平均边缘宽度作为图像模糊程度的估计^[4]。Wang 等人基于不同大小模板检测边缘以得到更为可靠边缘, 根据边缘最大强度、平均强度以及边缘比率等信息计算图像模糊度指标。Tsomko 和 Kim 认为, 图像模糊时相邻灰度差异的方差会变小。图像模糊会增加低频分量而减少高频分量, 因而频域中的强度变化可以反映图像模糊程度。Kristan 等人注意到散焦图像的归一化 DCT 系数趋于低频加强, 而聚焦准确的图像趋于均匀分布, 因此通过测试图像 DCT 系数谱的均匀性进行图像锐利度估计^[5]。Ciancio 等人基于神经网络的图像模糊度估计算法中所采用的特征, 既包括其他模糊度估计算法的估计结果, 如频率域度量、空间域度量、感知模糊度量、基于人眼视觉系统的度量, 也包括一些图像特征, 如冗余小波系数的局部相位一致性、平均亮度、HVS 频率响应方差、对比度, 将这些特征进行归一化后作为神经网络的输入, 来预测人眼评价的模糊程度得分^[6]。

文中首先通过 Sobel 算子直接从 RGB 图像中提取梯度, 形成梯度图, 然后对梯度图进行快速傅里叶变换, 得到梯度频谱。从 RGB 图像、梯度图像、梯度频谱中分别提取出平均梯度、边缘强度、

方差和信息熵, 作为 RGB 图像的特征值。最后利用广义回归神经网络 (GRNN) 学习预测图像的差分主观分值 (DMOS), 提出了一种新的无参考模糊图像的质量评价的新方法。

1 基本原理

1.1 梯度提取边缘

梯度是一个矢量, 在二维函数 $f(x, y)$ 中, 梯度的定义为^[7]:

$$\nabla f = \begin{bmatrix} g_x \\ g_y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{\partial f}{\partial x} \\ \frac{\partial f}{\partial y} \end{bmatrix} \quad (2)$$

梯度的大小为:

$$|\nabla f| = \left[\left(\frac{\partial f}{\partial x} \right)^2 + \left(\frac{\partial f}{\partial y} \right)^2 \right]^{1/2} \quad (3)$$

梯度的方向是:

$$\alpha(x, y) = \arctan^{-1} \left[\frac{g_y}{g_x} \right] \quad (4)$$

梯度指的是 f 坐标在 (x, y) 处的最大变化率的方向, 而一般情况下梯度是指其大小^[8]。图像的梯度可以体现出图像的边缘的变化情况。图像中像素变化越剧烈的地方, 梯度值越大, 反之则越小。利用相应的滤波算子, 对图像进行卷积运算之后, 就可以得到这幅图像的边缘。文中使用 Sobel 算子来获取图像的梯度。原图与提取得到的梯度图见图 1。



图 1 原图和通过 Sobel 算子提取到的梯度图

Fig.1 Original image and gradient image through Sobel operator

通过图 1, 可以看到 Sobel 算子可以较为完好地将原图的边缘提取出来, 很好地保留了图像的结构轮廓特征, 模糊图的梯度图也反映了图像边缘扩展情况^[9], 因此可以从梯度图像中提取特征, 来对图像进行评价。

1.2 梯度图像的傅里叶变换

图像模糊后, 梯度图中的高频分量减少, 而低

频分量增多，利用傅里叶变换，将梯度图变换到频率域中，生成的傅里叶频谱将会更为直观地体现这个特征。在频谱图像中，图像中心为原始图像的平均亮度，频率为 0，从图像的中心向外，频率增高，高亮度表面频率特征明显，见图 2。理想图像的梯度图有十分丰富的细节轮廓，其傅里叶频谱中高频、低频分量的分布也比较均匀，而模糊图像的边缘模糊不清，所以其频谱图的低频分量居多^[10]。

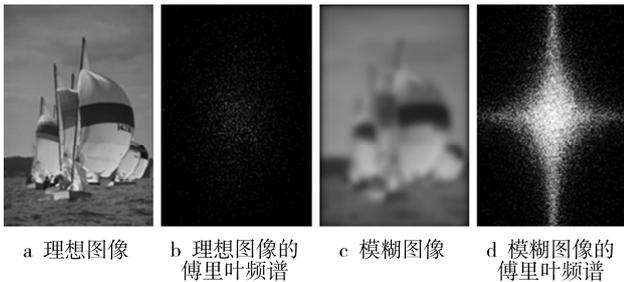


图 2 图像与其傅里叶频谱
Fig.2 Images and their Fourier spectrum

1.3 梯度熵

从梯度图的频谱中提取信息熵，将信息熵的公式使用在梯度频谱图像上，使用概率密度函数表示图像的颜色直方图，其公式为^[11]：

$$H = -\sum_{i=1}^n P_i \log_2(P_i) \quad (4)$$

式中： H 为信息熵； P 为某颜色被量化后在整

幅图中所占的比率，其值等于该像素的概率密度函数。图像的信息熵说明了不同信息在图像中出现的概率与差别，与具体信息出现的位置无关，因此可以利用其来对图像的傅里叶频谱图作出评价。

通过对不同模糊程度梯度图像的傅里叶频谱的信息熵计算，可知随着模糊程度的加剧，信息熵也越来越大，见图 3。

在图 3 中，横轴为 CSIQ 图库中 150 幅模糊图像，每 5 张为一组，图像清晰度由高到低依次排列，纵轴为计算得到的梯度图像的信息熵值。对于大部分图像来说，随着模糊程度增加，其对应的熵值也在上升，图像的模糊程度与其信息熵值有比较强的相关性，因此可以作为评价模糊图像质量的一个特征。

1.4 边缘强度和方差

文中选取的特征还有边缘强度和方差。边缘强度是沿梯度方向图像局部变化强度的量度。边缘强度与平均梯度有十分强烈的相关性，根据 CSIQ 图库中 150 幅模糊图像所计算得到的边缘强度值见图 4，一组中清晰度最好的图片，其边缘强度也是最高的，而最为模糊的图像，都在最底部。

方差的公式为：

$$s^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - M)^2 \quad (5)$$

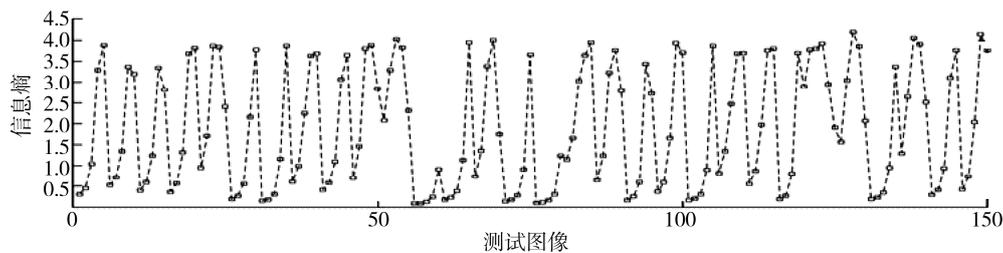


图 3 不同模糊程度的图像与其信息熵
Fig.3 Images with different degrees of blurs and their information entropy

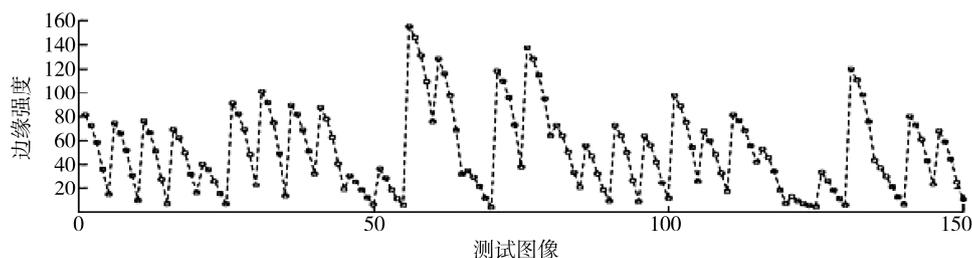


图 4 测试图像和边缘强度
Fig.4 Test images and the edge intensity

式中： S^2 为方差， s 是标准差； x_i 是各个像素点的灰度值； M 为平均灰度值； n 为总像素数。方

差体现了各个像素点的差异情况，图像模糊时相邻灰度差异的方差会变小，见图 5。

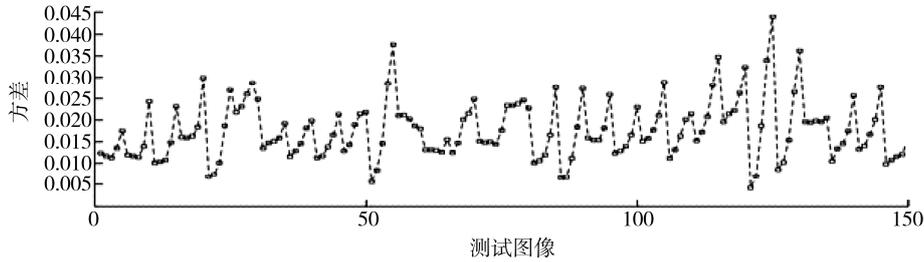


图 5 测试图像和方差

Fig.5 Test images and the variance

1.5 广义回归神经网络

广义回归神经网络 (GRNN) 是径向基神经网络的一种特殊形式^[12]，具有结构简单、训练方便、学习速度快、鲁棒性高、全局收敛、泛化性能和非线性映射能力优秀等特点^[13]。GRNN 由输入层、模式层、求和层及输出层 4 部分组成，见图 6。

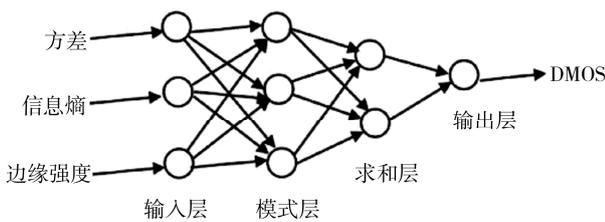


图 6 GRNN 网络结构

Fig.6 Schematic diagram of GRNN

在输入层中，输入的特征向量的维数与此层的神经元的个数相等，简单分布的神经元将特征向量直接传递给模式层的各个神经元。

模式层的神经元的数量与学习样本的数量一致，各个神经元对应不同的样本，模式层的神经元传递函数为：

$$P_i = \exp \left[-\frac{(X - X_i)^T (X - X_i)}{2\sigma^2} \right] \quad (6)$$

$i=1,2,\dots,n$

神经元 i 输出为输入变量预期对应样本 X 之间欧几里得距离平方的指数平方 $D_i^2 = (X - X_i)^T (X - X_i)$ 的指数形式。 X 为网络输入变量， X_i 为第 i 个神经元对应的学习样本。 σ 是传递参数，值越大，函数逼近得越光滑。其数值的选择一般小于输入向量之间的平均距离^[15]。

求和层分别对模式层中的 P_i 进行算数求和(连接权值为 1)和加权求和(模式层第 i 个神经元与求

和层第 j 个分子求和神经元的连接权值，为第 i 个输出样本 Y_i 中的第 j 个元素)。

$$S_D = \sum_{i=1}^n P_i \quad (7)$$

$$S_{N_j} = \sum_{i=1}^n Y_{i,j} P_i \quad (8)$$

输出层计算求和层的 2 个输出商数，产生依赖于特征的预测值。网络训练的目的在于生成合适的权值矩阵和阈值向量。对于输入向量 X ，GRNN 的输出 Y 为^[14]：

$$Y(X) = \frac{\sum_{i=1}^n Y_i \exp(-D_i^2 / 2\sigma^2)}{\sum_{i=1}^n \exp(-D_i^2 / 2\sigma^2)} \quad (9)$$

2 实验结果及讨论

2.1 模糊图像数据库与性能评价指标

在图像质量评价领域一些常用的图像数据库，如 LIVE，CSIQ，TID2008 等，这些图库都提供了每幅图像的主观差异得分值 (DMOS)，用来检验算法的优劣^[16]。性能评价指标有 Speraman 秩相关系数 (SROCC)、Perason 线性相关系数 (PLCC)，得到的 SROCC 和 PLCC 在 0~1 之间，值越趋近于 1，说明性能越好，算法越准确^[17]。

2.2 算法的实施

文中提出的算法设计见图 7。首先直接利用 CSIQ 图库中的 150 幅模糊图像作为测试，计算边缘强度；从测试图片中提取梯度，利用梯度图计算方差，将梯度图进行快速傅里叶变换，得到其频谱，

利用频谱计算其信息熵；然后对得到的 3 个特征值进行归一化处理，将其归一化到 0~1 之间。将归一化数据的 80% 作为训练数据，20% 作为测试数据，对 GRNN 进行训练；最后得到训练好的 GRNN 就可以对图像质量进行评价。

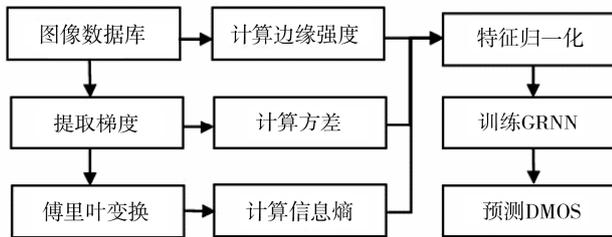


图 7 基于 GRNN 的图像质量评价流程
Fig.7 Flow chart of IQA based on GRNN

2.3 实验结果分析

将 CSIQ 中的 150 幅模糊图像中的 120 幅作为训练图，30 幅作为测试图。通过训练与测试，得到的 SROCC 为 0.8977，PLCC 为 0.9282。在 LIVE 图库中 174 幅模糊图像全部作为测试图，该算法与一些常用算法的测试结果对比见表 1。

表 1 LIVE 图库测试结果
Tab.1 The results of LIVE test

测试方法	SROCC	PLCC
PSNR	0.7515	0.7801
SSIM	0.9046	0.9004
BLIINDS-II	0.8912	0.8994
GRNN	0.9086	0.9033

2.4 与现有算法的对比

利用 GRNN 对模糊图像进行无参考的图像质量评价，关键在于对特征值的选择，通过对图像进行梯度提取，有效地反映了图像的模糊程度，再对其进行傅里叶变换，可以更为容易地分析图像模糊后高频、低频的变化，从中提取的信息熵正反映了这项特征。从图像中提取的边缘强度，从梯度图中提取的方差，也与图像的模糊程度有十分强烈的相关性。

从表 1 可得，本算法与主观感知一致。与一些经典算法相比，本算法的表现也更为优秀，也说明了算法的推广性和适用性。

3 结语

提出了一种基于 GRNN 的对模糊图像进行质

量评价的新算法。信息熵、方差和边缘强度可以比较准确地描述图像的模糊程度，在几种模糊图像数据库上的实验结果显示，算法计算得到的 DMOS 值与主观评价得到的值接近，与主观感知评价较为一致，具有较好的实用推广性。在实验中，一些预测得到的 DMOS 值与主观实验得到的 DMOS 值偏差较大，原因是因为算法缺少了对图像中人眼感兴趣与不感兴趣区域的划分。对于人眼来说，两部分在主观评价中所占权值是不一样的，人会更关注一些重要的、自己感兴趣的区域的图像质量。这点可以作为未来提高相关算法准确度的一个方法。

参考文献：

- [1] 王明志. 无参考图像质量评价综述[J]. 自动化学报, 2015, 41(6):1063—1079.
WANG Zhi-ming. Review of No-reference Image Quality Assessment[J]. Acta Automatic Sinica, 2015, 41(6):1063—1079.
- [2] 李俊峰. 基于 RGB 色彩空间自然场景统计的无参考图像质量评价[J]. 自动化学报, 2015, 41(9):1601—1614.
LI Jun-feng. No-reference Image Quality Assessment Based on Natural Scene Statistics in RGB Color Space[J]. Acta Automatic Sinica, 2015, 41(9):1601—1614.
- [3] SAAD M A, BOVIK A C, CHARRIER C. Blind Image Quality Assessment: A Natural Scene Statistics Approach in the DCT Domain[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2012, 21(8):3339—3350.
- [4] 褚江. 基于色彩空间的无参考图像质量评价研究[D]. 南京:南京理工大学, 2014.
ZHU Jiang. Study on Quality Evaluation of Non Reference Image based on Color Space[D]. Nanjing: Nanjing University of Science and Technology, 2014.
- [5] 胡安洲. 主客观一致的图像感知质量评价方法研究[D]. 合肥:中国科技大学, 2014.
HU An-zhou. Research on Subjectively-Consistent Objective Image Quality Assessment[D]. Hefei: University of Science and Technology of China, 2014.
- [6] 梁狄林. 参考图像质量评价算法研究[D]. 无锡:江南大学, 2013.
LIANG Di-lin. Research on the Quality Evaluation Algorithm of Reference Image[D]. Wuxi: Jiangnan University, 2013.
- [7] CHEN Ming-jun, BOVIK A C. No-reference Image

- Blur Assessment Using Multistage Gradient[J]. EURASIP Journal on Image and Video Processing, 2009, 20(1):70—74.
- [8] 李红芳. 基于梯度的结构相似度图像质量评价方法研究[D]. 西安:西安科技大学, 2012.
LI Hong-fang. Research on Image Quality Evaluation Method Based on Gradient Based Structural Similarity[D]. Xi'an:Xi'an University of Science and Technology, 2012.
- [9] 朱宏亮. 无参考图像模糊度估计[D]. 合肥:中国科技大学, 2010:42—56.
ZHU Hong-liang. No Reference Image Blur Estimation[D]. Hefei:University of Science and Technology of China, 2010:42—56.
- [10] 李明军. 针对模糊图像的无参考质量评价算法研究[D]. 合肥:中国科技大学, 2013.
LI Ming-jun. Research on Fuzzy Image Quality Assessment Algorithm[D]. Hefei:University of Science and Technology of China, 2013.
- [11] 黄君. 图像质量评价的研究[D]. 杭州:浙江理工大学, 2012.
HUANG Jun. The Research on Image Quality Assessment[D]. Hangzhou:Zhejiang Sci-Tech University, 2012.
- [12] 殷莹. 基于广义回归神经网络无参考模糊图像质量评价[J]. 激光与红外, 2013, 43(4):466—470.
YIN Ying. Non-reference Blur Image Quality Assessment Based on General Regression Neural Network[J]. Laser & Infrared, 2013, 43(4):466—470.
- [13] LI Chao-feng, BOVIK A C, WU Xiao-jun. Blind Image Quality Assessment Using a General Regression Neural Network[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2011, 22(5):793—797.
- [14] 郭程连. 基于梯度相似性的图像质量评价[D]. 南京:南京理工大学, 2013:28—36.
GUO Cheng-lian. Image Quality Assessment based on Gradient Similarity[D]. Nanjing:Nanjing University of Science and Technology, 2013:28—36.
- [15] 桑庆兵. 半参考和无参考图像质量评价新方法研究[D]. 无锡:江南大学, 2013.
SANG Qing-bing. New Method for Quality Assessment of Semi Reference and No Reference Image[D]. Wuxi:Jiangnan University, 2013.
- [16] ZHANG Rong, YANG Jian-chao, ZHANG Qian, et al. Motion Blur Extent Evaluation of SAR Images[J]. Acta Electronica Sinica, 2007, 35(10):2019—2022.
- [17] LI Tian-yi, WANG Ming-hui, WU Ya-juan, et al. Wavelet-based Approach for Estimating the Variance of Noise in Images[J]. Journal of Beijing University of Technology, 2012, 38(9):1402—1407.