

基于 LOG 信号的图像质量评价

薛武峰, 牟轩沁

(西安交通大学图像处理与识别研究所)

5 **摘要:** 随着医疗成像设备的快速发展, 各种不同的成像方法在临床医学的研究、诊断和治疗中起着越来越重要的作用。为了对各种医学图像处理系统提供可靠的指导依据, 对医学图像质量的研究显得越来越重要。本文从一般自然图像的质量评价出发, 提出四种基于 LOG 信号的全参考图像质量评价方法。根据 LOG 算子对自然图像和失真图像的白化能力, 提出基
10 于 LOG 信号的 LOG-COR 模型和 LOG-MSE 模型; 根据视网膜中侧抑制机制, 对 LOG 信号进行非线性归一化得到 NLOG 信号, 分析了其对图像冗余信息的消除能力, 提出 NLOG-COR 模型和 NLOG-MSE 模型。经过在三个图像质量主观评价数据库上进行验证, LOG-COR、NLOG-COR 和 NLOG-MSE 均取得了优秀的评价性能, 且明显优于经典的 SSIM 方法。本论文的研究结果表明: LOG 算子可以有效的提取图像中的对比度信息, 表达图像的局部结构,
15 可以进行有效的图像质量评价; NLOG 通过在大范围内消除图像的对比度变化, 得到更加独立的图像表示, 从而可以直接采用均方误差预测图像失真程度。

关键词: LOG 算子; 非线性归一化; 图像质量评价

中图分类号: TP391

Image Quality Assessment based on Laplacian of Gaussian

XUE Wufeng, MOU Xuanqin

(Institute of Image Processing and Pattern Recognition, Xi'an Jiaotong University)

Abstract: With the development of various medical imaging devices, medical images of different modalities play more and more important role in the area of clinical diagnosing and research. In order to provide reliable guidance for medical image system, the quality of medical image has become a hot research topic recently. In this paper, for image quality assessment models are proposed based on the Laplacian of Gaussian (LOG) signal of natural images. the whitening power of LOG filter for natural images and distorted images is first analyzed, which justify the proposed LOG-COR model and the LOG-MSE model. Then, based on the peripher inhibition mechanism of retina, a nonlinear normalization transform is applied to the LOG signal to obtain a new representation of the images, which is called NLOG signal. The mutual information is analyzed to show its redundancy reduction power. Two models NLOG_MSE and NLOG-COR are proposed. Experiments with three databases show that LOG-COR, NLOG-COR and NLOG-MSE deliver better performance than the well-know SSIM; LOG filter is a effective structure extractor for image quality assessment; and that NLOG can reduce the contrast variation in a large area across the image and make image representation more independent, so that it can be used to predict the image distortion with MSE computation.

Key words: LOG filter; non-linear normalization; image quality assessment

0 引言

医学影像技术的成熟对人类的疾病诊断起着巨大的推动作用。而各种不同成像技术也使各种不同的医学图像处理方法不断发展。医学图像的质量在临床诊断以及各种医学图像处理应用中起着关键作用; 作为诊断的直接依据, 医学图像的质量直接影响诊断的合理性; 而在各种图像重建过程以及后处理过程中, 一个合理的图像质量指标将为系统的设计和优化提

基金项目: 高等学校博士学科点专项科研基金 (20110201110011); 国家自然科学基金 (90920003)

作者简介: 薛武峰 (1986-), 男, 博士生, 主要研究方向: 图像质量评价

通信联系人: 牟轩沁 (1964-), 男, 教授, 主要研究方向: 医学成像, 图像处理, 视频压缩. E-mail: xqmou@mail.xjtu.edu.cn

45 供有效的指导；另外，这些系统产生的图像需要一个有效的指标进行评估。基于这些原因，关于医学图像质量评价的研究在近年来受到越来越多的关注。

目前的医学图像处理系统中主要采用峰值信噪比（PSNR）的方法对图像质量进行评价。PSNR 通过误差信号的能量来度量图像的失真程度，计算方便。然而，由于其没有考虑信号之间的相关性，信号与误差之间的相关性，以及人类视觉系统感知过程的特性，评价结果并不能很好的与人类主观感知结果相符。在过去的十几年中，关于自然图像的质量评价方法得到迅速的发展。各种不同的图像质量评价方法被提出，包括基于人类视觉系统建模的自底而上的模型^[1,2,3]，基于图像结构相似性比较的自顶向下的模型^[4,5,6]，以及基于信息论的评价模型^[7,8]。

在图像处理中，由于其与人类视觉视网膜神经节细胞和 LGN 细胞感受野的相似性，Laplacian of Gaussian (LOG)算子经常应用于各种图像处理算法中，如 Marr 提出的基于图像 LOG 信号零交叉的边缘检测算法，图像的 Laplacian 金字塔表示等。在 Marr 的计算机视觉理论中，LOG 算子对图像进行零交叉检测作为视觉任务的第一个步骤，完成对图像边缘的提取。受此启发，张敏^[9]等人将 LOG 信号用来提取图像的零交叉点，对图像质量的预测则通过参考图像与原始图像共有的零交叉点个数相对于原始图像零交叉点个数的比值计算。该方法对图像质量的预测取得了较好的性能，证明了 LOG 零交叉检测对图像质量评价的有效性。

1 白化滤波器与基于 LOG 信号的图像质量评价

1.1 基于主成分分析的白化滤波器

在图像分析中，经常采用主成分分析（PCA）对大量的图像块分析，提取图像中的重要结构。对于自然图像 I ，首先提取其中的图像块，按照列向量的方式排列得到矩阵 I_c ，然后按照如下两步计算可以完成对图像矩阵 I_c 的白化：

$$I_y = U^T I_c \quad (1)$$

$$I_z = U \Lambda I_y = (U \Lambda U^T) I_c = W I_c \quad (2)$$

其中 U 是由 I_c 的主成分向量按照列排列方式构成的矩阵； I_y 是图像在主成分下的表达系数； I_z 是白化后的图像矩阵表示； Λ 是以 I_y 的各个成分的标准差的倒数为对角线构成的对角矩阵，计算如下：

$$\Lambda = \text{diag} \left[\frac{1}{\sqrt{\text{var}(I_y^1)}}, \frac{1}{\sqrt{\text{var}(I_y^2)}}, \dots, \frac{1}{\sqrt{\text{var}(I_y^K)}} \right] \quad (3)$$

整个白化过程可以分解为三个过程：通过 U^T 对将基于空域表达的图像 I_c 变换到主成分空间 I_y ； Λ 对 I_y 的各个分量的能量进行均衡化，即白化； U 再将均衡化后的数据变换到原始图像空间中，即得到白化后的数据 I_z 。这三个过程整体可以看做是由一个白化矩阵 W 构成，其每一行构成了不同空间位移的零相位白化滤波器。

对自然图像的分析结果已经表明，自然图像的白化滤波器是一种中心-包围型的算子。为了对失真图像的白化过程进一步研究，论文对不同类型的失真图像做了相同的分析。图 1 显示了对两幅来自 LIVE 数据库^[10]的自然图像以及它们对应的失真图像白化分析得到的白化矩阵。这两幅图像的内容完全不同：parrots 具有清楚的前景和模糊的背景；bikes 整幅图像都充满了比较丰富的结构和纹理特征。可以看出，无论是否失真，以及无论是哪种失真类型，这些图像的白化矩阵都具有中心-包围型的结构，而不同点只在于这种中心-包围性结构的对比度有所区别。

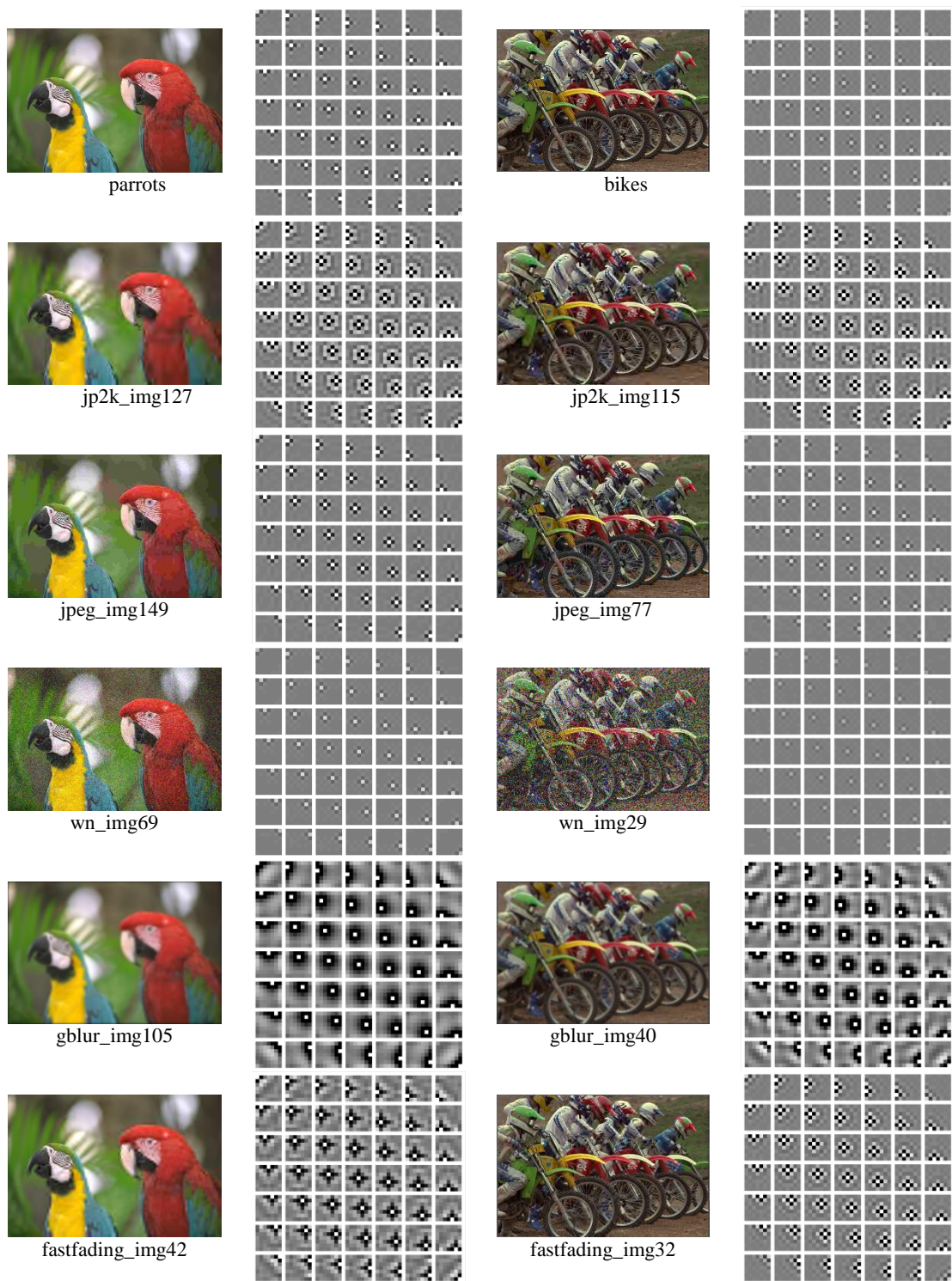
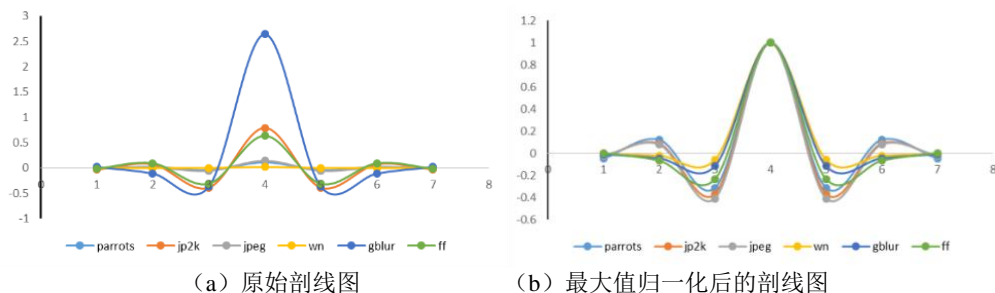


图 1 两幅自然图像以及其不同失真类型图像的白化矩阵。所有图像均来自 LIVE 数据库^[10]。每幅图像在数据库中的名称均在图像下方显示。

85 Fig.1 The whitening matrix for two reference images and their distorted images. All the images are from LIVE database ^[10]. The name of each image is shown under each image itself.

从图 2 白化矩阵的一维剖面图可以更清楚的观察。从原始剖面图来看，不同失真类型图像的剖面图在每一点具有几乎相同的正负号；从最大值归一化后的剖面图来看，这些剖面图具有几乎相同的形状。

90



(a) 原始剖面图

(b) 最大值归一化后的剖面图

图 2 自然图像 parrots 以及其失真图像的白化矩阵剖面图。

Fig.2 The profile of the PCA-whiten resulted filter for the image parrots and its distorted images. Left: the original profile; Right: the profile after normalized the maximum response to 1.

1.2 基于 LOG 算子的图像质量评价模型

95 从上一节可知，自然图像和失真图像都可以很好的用这种中心-包围型的白化滤波算子处理。本节在此基础上，提出基于图像 LOG 信号相关性的图像质量评价模型。LOG 算子是高斯函数在水平方向和竖直方向的二阶导数之和。记高斯函数如下：

$$g(x, y | \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right) \quad (4)$$

其中 σ 表示 LOG 算子的尺度参数； x, y 是位置参数。则 LOG 算子的计算公式如下：

$$100 \quad h_{LOG}(x, y | \sigma) = \frac{\partial^2}{\partial x^2} g(x, y | \sigma) + \frac{\partial^2}{\partial y^2} g(x, y | \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \frac{x^2 + y^2 - 2\sigma^2}{\sigma^4} \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right) \quad (5)$$

LOG 算子可以用图 3 表示。可以看出，LOG 算子可以很好的表示图像白化中的中心-包围型算子。

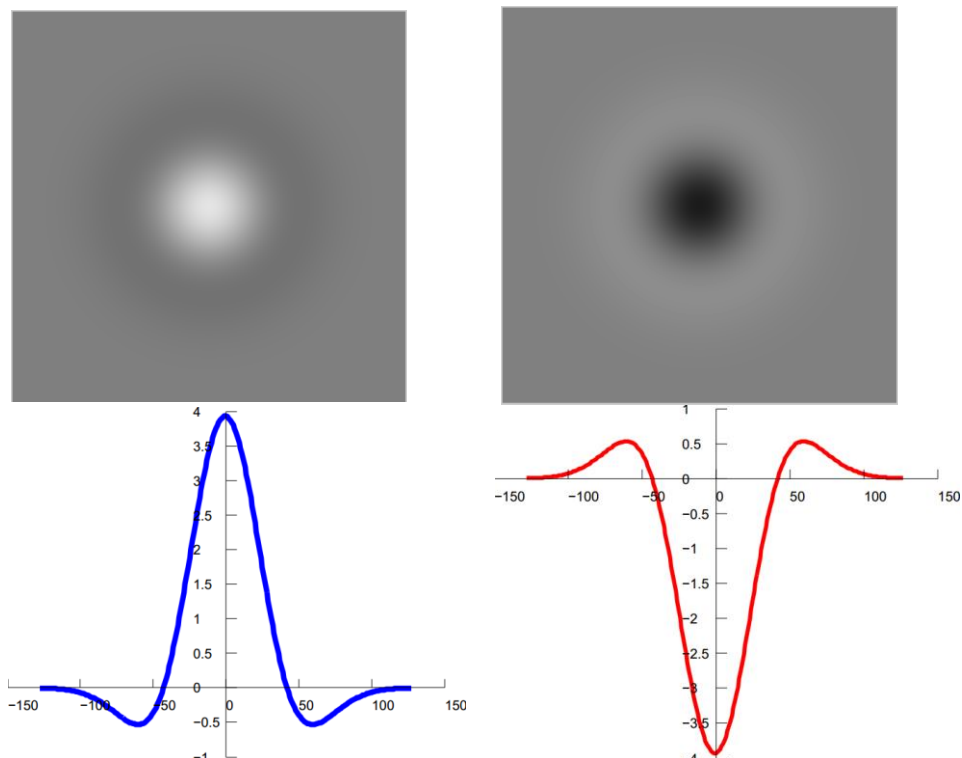


图 3 LOG 算子的空间形状（上）以及其过中心点的剖面图（下）。

Fig 3. The 2-dimensional LOG filters (Top row) and their 1-dimensional profile (Bottom row).

105 对于原始图像 r 和失真图像 d ，其 LOG 信号计算分别如下：

$$r_z = r \otimes h_{LOG}, d_z = d \otimes h_{LOG} \quad (6)$$

本文首先采用在图像质量评价算法中广泛采用的相关性计算来得到第一个模型 LOG-COR; 另外, 本论文认为去除二阶相关性后计算 MSE 就可以在在一定程度上得到对图像质量的预测, 因此提出了第二个模型: 基于 LOG 信号均方误差的 LOG-MSE。这两种方式的局部质量计算分别如下:

$$q_{LOG-COR}(i) = \frac{2r_z(i)d_z(i) + c_1}{r_z(i)^2 + d_z(i)^2 + c_1} \quad (7)$$

$$q_{LOG-MSE}(i) = [r_z(i) - d_z(i)]^2 \quad (8)$$

其中 c_1 为防止分母为零, 保持计算稳定的常数。需要注意的是 LOG-COR 可以等效地写为一种归一化的误差平方形式:

$$q_{LOG-COR}(i) = 1 - \frac{[r_z(i) - d_z(i)]^2}{r_z(i)^2 + d_z(i)^2 + c_1} \quad (9)$$

2 非线性归一化与基于 NLOG 信号的图像质量评价

2.1 LOG 信号的非线性归一化

从上一节可知, LOG 算子可以模拟人类视觉系统早期阶段的神经元细胞, 对图像进行白化处理, 消除其中的二阶相关性。然而, 自然图像不只包括二阶冗余性, 还包括高阶冗余性。幸运的是, 对人类视觉系统的对比度增益控制机制的研究^[11, 12, 13], 可以成功的解释视觉任务中的非线性行为: 消除图像大范围内的对比度变化, 进一步减少图像中的高阶冗余性。

由于对比度增益控制机制的存在, 人类视觉系统初级阶段的感知模型可以用两个步骤描述: (1) 采用线性滤波器组将图像变换到一系列具有特定频率, 特定方向的子带, 这种线性滤波器组可以是 DCT, PCA, 小波变换等; (2) 将线性滤波器得到的结果用每一点处邻域的系数能量平均值进行相除, 其中邻域位置包括相邻空间位置, 相邻方向以及相邻尺度。

本论文将 LOG 算子与这种对比度增益机制联合起来, 直接对图像 LOG 信号进行非线性归一化变换。事实上, 已经有视觉研究发现在视网膜细胞中同存在这种机制^[11, 14]。非线性归一化后的 LOG 信号 (记做 Normalized LOG, NLOG) 的计算如下:

$$I_R = \frac{I_z}{\sqrt{I_z^2 \otimes g + c_0}} \quad (10)$$

其中 g 为高斯模糊函数; c_0 防止分母为零, 保持计算稳定的常数, 可以控制输出的饱和程度。

非线性归一化对图像结构的影响可以从系数分布直方图和相邻系数互信息的变化来分析。首先从系数分布直方图来看, 图 4 给出了一幅自然图像的 LOG 信号以及 NLOG 信号以及它们的系数分布直方图。可以看出, 较之 LOG 信号图像, 在 NLOG 信号图像中的结构对比度在整幅图像上更加一致, NLOG 使得图像中原本对比度较低的区域 (图 4 (b) 中的左上区域, 中下区域以及右边的树叶部分) 变的更加显著。在这种消除了不同区域对比度影响的图像表示下, 可以得到更加准确的结构失真评价。从系数分布的直方图 (图 4 (d) 和 (图 4 (e)) 可以看出, NLOG 的分布更加趋向高斯分布。

另外, 本论文对 LOG 信号和 NLOG 信号的互信息进行了比较。对于二维图像信号 I , 其相邻系数之间的互信息计算如下:

$$MutualInfo(I) = \frac{1}{2} \frac{Info(I, I_{1,0}) + Info(I, I_{0,1})}{Info(I)} \quad (11)$$

其中 $I_{1,0}$ 图像 I 在水平方向上平移一个像素得到的图像； $I_{0,1}$ 图像 I 在垂直方向上平移一个像素得到的图像； $Info(I, I_{1,0})$ 、 $Info(I, I_{0,1})$ 、 $Info(I)$ 分别表示图像 I 中元素与 $I_{1,0}$ 中元素的互信息、图像 I 中元素与 $I_{0,1}$ 中元素的互信息以及图像 I 中元素的自信息。自信息 $Info(I)$ 用来对相邻系数之间的互信息进行归一化。它们计算如下：

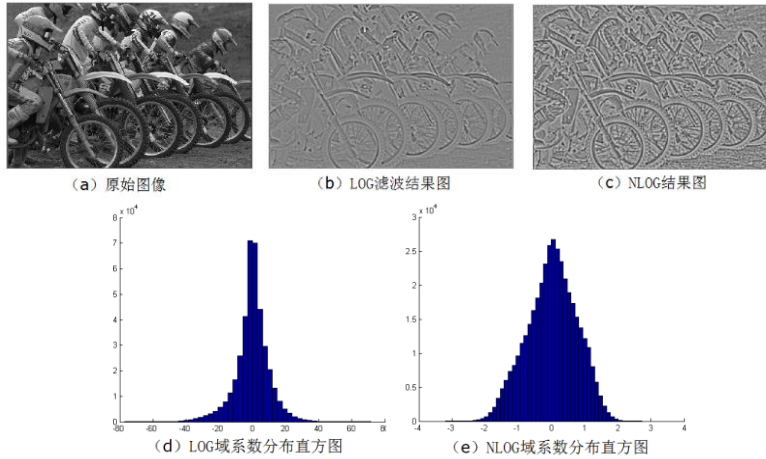


图 4 一幅自然图像 (a) 及其 LOG 信号(b)、NLOG 信号(c)、LOG 域系数分布(d)和 NLOG 域系数分布(d)。Fig.4 Example of a natural image in the spatial domain (a), the LOG domain (b) and the NLOG domain (c). The distributions of the coefficients in the LOG domain and NLOG domain are also illustrated in (c) and (d).

$$Info(I, I_{1,0}) = \sum_{i_1 \in R(I)} \sum_{i_2 \in R(I)} p(I = i_1, I_{1,0} = i_2) \log \left(\frac{p(I = i_1, I_{1,0} = i_2)}{p(I = i_1) p(I_{1,0} = i_2)} \right) \quad (12)$$

$$Info(I, I_{0,1}) = \sum_{i_1 \in R(I)} \sum_{i_2 \in R(I)} p(I = i_1, I_{0,1} = i_2) \log \left(\frac{p(I = i_1, I_{0,1} = i_2)}{p(I = i_1) p(I_{0,1} = i_2)} \right) \quad (13)$$

$$Info(I) = \sum_{i_1 \in R(I)} p(I = i_1) \log p(I = i_1) \quad (14)$$

其中 i_1 和 i_2 是图像 I 中元素的取值； $R(I)$ 图像 I 中元素的取值范围； $p(I = i_1)$ 图像 I 中元素的概率密度分布函数； $p(I = i_1, I_{0,1} = i_2)$ 图像 I 与图像 $I_{0,1}$ 中对应位置元素的二维联合概率密度分布函数。图 5 给出了在三个数据库上图像 LOG 信号和 NLOG 信号的互信息分布比较。可以明显的观察到，在 NLOG 信号的互信息整体低于 LOG 信号，从而说明这种非线性变化对图像冗余性的进一步消除。

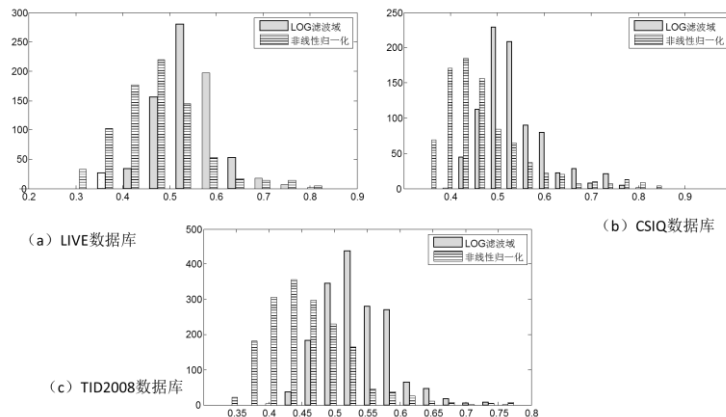


图 5 在三个数据库中，在 LOG 以及 NLOG 域下图像的互信息分布。

Fig.5 The mutual information between neighboring coefficients in the LOG domain and the NLOG domain for LIVE database (left), CSIQ database (middle), and TID2008 database (right).

在此基础上, 类似于 LOG 信号, 论文提出基于 NLOG 的两种图像质量评价模型:
165 NLOG-MSE 和 NLOG-COR。其局部质量的计算分别如下:

$$q_{NLOG-COR}(i) = \frac{2r_R(i)d_R(i)+c_2}{r_R(i)^2+d_R(i)^2+c_2} \quad (15)$$

$$q_{NLOG-MSE}(i) = [r_R(i)-d_R(i)]^2 \quad (16)$$

其中 c_2 的作用同 c_1 。

3 实验结果与分析

3.1 实验设置

3.1.1 图像质量评价数据库

图像质量评价算法的性能通过其预测结果与主观图像质量评价数据库中图像评分之间的一致性来评价。常用的图像质量评价数据库包括以下三个:

LIVE^[10]: 由 29 张自然图像经过五种不同类型、不同等级的退化过程, 产生 779 张失真图像。五种退化过程包括: JPEG 压缩, JPEG2000 压缩, 加性高斯白噪声 (AWN), 高斯模糊 (GB) 以及瑞丽快衰落信道 (FF)。每张图像的最终质量分数由主观平均质量差值 (Difference of Mean Opinion Score, DMOS)。在该数据库上, DMOS 取值范围为 0~100。

CSIQ^[15]: 由 30 张自然图像经过六种退化方式、4~5 中退化等级生成, 共包括 866 张失真图像。六种退化方式包括: 加性高斯白噪声 (AWN), JPEG 压缩, JPEG2000 压缩, 加性高斯品红噪声 (PN), 全局对比度降低 (CTD)。最终得到的测试图像的主观分用 DMOS 表示, 取值范围为 0~1。

TID2008^[16]: 由 24 张自然图像和一张人工合成图像经过 17 种退化方式、4 个等级产生, 共包含 1700 张失真图像。17 种退化方式包括: 加性高斯白噪声 (AWN), YCbCr 空间非均匀分布的加性高斯白噪声 (AWNC), 空间相关噪声 (SCN), 掩蔽噪声 (MN), 高频噪声 (HFN), 脉冲噪声 (IMN), 量化噪声 (QN), 高斯模糊 (GB), 图像去噪 (DEN), JPEG 压缩, JPEG2000 压缩, JPEG 传输错误 (JGTE), JPEG2000 传输错误 (J2TE), 非偏模式噪声 (NEP), 分块亮度失真 (Block), 均值漂移 (MS), 对比度变化 (CTC)。最终得到的测试图像的主观分用 MOS 表示, 取值范围为 0~9。

3.1.2 算法评价指标

190 由于主观测试实验中测试者的打分在极端情况下 (刚可察觉失真或严重失真) 可能存在非线性的结果。为了消除这种非线性因素对算法性能验证的影响, 并使所有的算法的评价结果在一个相同的取值范围上进行比较, 主观评分与客观算法的预测结果之间通常用一个非线性映射进行拟合^[17]。记一个数据库中的所有 n 幅图像的主观评分结果为 $S = \{S_i, i=1..n\}$, 主观评分标准差为 $SD = \{SD_i, i=1..n\}$; 客观算法的预测结果为 $Q = \{Q_i, i=1..n\}$, 非线性映射后的客观算法结果为 $Q_p = \{Q_{p,i}, i=1..n\}$, 则非线性函数可以通过如下公式表示:

$$Q_p = \beta_1 \left(\frac{1}{2} - \frac{1}{\exp(\beta_2(Q - \beta_3))} \right) + \beta_4 Q + \beta_5, \quad (17)$$

其中 β 为非线性函数的参数, 可以通过最小化 Q_p 与 S 之间的均方误差估计。在非线性映射关系建立之后, 可以通过计算如下指标来反映客观算法的预测性能:

PCC: Pearson 线性相关系数 (Pearson Correlation Coefficient) 可以用来描述客观算法的预测准确性。PCC 值介于-1 到 1 之间; PCC 绝对值越大, 则预测准确性越高。

$$PCC(Q_p, S) = \frac{\bar{Q}_p^T \bar{S}}{\sqrt{\bar{Q}_p^T \bar{Q}_p \bar{S}^T \bar{S}}}, \quad (18)$$

其中 \bar{Q}_p 为去掉均值的 Q_p ; \bar{S} 为去掉均值的 S 。

SRC: Spearman 秩相关系数 (Spearman Rank order Correlation coefficient) 可以用来描述客观算法的预测单调性。SRC 取值范围同 PCC, 绝对值越接近 1, 则预测单调性越好。

$$SRC(Q, S) = 1 - \frac{6 \sum_{i=1}^n d_i^2}{n(n^2 - 1)}, \quad (19)$$

其中 d_i 是 $Q_{p,i}$ 在 Q_p 中的排名和 S_i 在 S 中的排名之差。

RMSE: 均方根误差也可以用来描述客观算法的预测准确性。

$$RMSE(Q_p, S) = \sqrt{(Q_p - S)^T (Q_p - S) / n}。 \quad (20)$$

3.1.3 参数设置

对于提出的四种不同的图像质量评价方法, 论文通过直接计算其在整个空域的平均值作为整幅图像的质量。论文在三个数据库上验证上述四个评价模型: LIVE 数据库, CSIQ 数据库和 TID2008 数据库。参与比较的方法包括: MAD^[3], SSIM^[4], FSIM^[5], IFC^[7], VIF^[8], NSER^[9], IW-SSIM^[18]以及 MS-SSIM^[19]。在实验过程中, 需要对 LOG 滤波算子的尺度因子以及两种相关计算模型中常数 c_1 和 c_2 进行选取。本论文通过在 LIVE 数据库部分图像上进行实验确定最优参数。可以得到, 对于 LOG-COR 和 LOG-MSE, LOG 滤波算子的最优尺度 σ 取 3.0, 对于 NLOG-COR 和 NLOG-MSE, LOG 滤波算子的最优尺度 σ 取 2.4; 常数 c_1 和 c_2 分别取 $(255 \times 0.02)^2$ 和 0.72。

3.2 图像质量评价性能比较

在三个数据库上的图像质量评价性能以及平均结果如表 1 所示。根据表中数据分析可以得到: 1) LOG-MSE 虽然只采用了简单的 MSE 计算, 但比传统的 PSNR 算法有很大的提高。这说明了 LOG 滤波算子白化作用的有效性。通过白化过程, 图像中的一阶和二阶统计冗余性被去除, 得到了更加有效的图像表达, 更加符合人类的视觉感知过程。2) 采用相关计算的 LOG-COR 相比 LOG-MSE 具有明显的优势。从前述结果可知, LOG 滤波算子对于自然图像以及退化图像局部对比度都有白化作用, 然而在对图像进行白化作用后, 图像中的不同区域之间的对比度变化依然存在, 并且对于不同的图像内容以及退化过程来说, 其白化滤波器具有不同的幅度。当直接采用 LOG-MSE 计算时, 所有图像采用相同的 LOG 滤波算子进行处理, 可能导致 LOG 域的误差信号被放大或者缩小。当采用相关性计算时, 这种不同图像之间的差异可以在一定程度上避免。此时在相关性计算中分母的 LOG 信号可以看做一个减少图像中不同区域对比度变化影响的归一化因子, 因此 LOG-COR 具有比 LOG-MSE 更好的预测性能。3) 与 LOG-COR 以及 LOG-MSE 相比, NLOG-MSE 具有明显的优势。根据前述分析可知 LOG-MSE 由于没有考虑到不同内容图像之间的差异, 并且 LOG 域中仍然存在大量的冗余性, 导致其性能较差; 而 LOG-COR 采用相关性的计算, 在一定程度上对图像中不同区域的对比度变化进行了归一化操作。然而在 NLOG 域中, 这种不同区域之间局部对比度的变化已经被消除, 在白化的基础上图像中的高阶冗余也得到了大大的消除, 从

而使得 MSE 计算更加合适。为了更好地说明这一点，在图 6 中展示了 LOG-COR 与 NLOG-MSE 对 LIVE 数据库中一幅原始图像产生的所有失真图像的质量预测结果与主观失真评分之间的散点图。可以看出，NLOG-MSE 预测结果的散点图在不同图像之间具有更好的一致性和聚合度。4) 与其它已有的全参考评价算法相比，NLOG-MSE 对图像质量的评价性能非常具有竞争力，以三个数据库上的平均性能来说，NLOG-MSE 的综合性能仅次于 GMSD 和 FSIM，而与 IW-SSIM、MAD 具有相当的性能。然而需要注意的是，无论从数学上的简洁方便还是从计算的复杂度上看，NLOG-MSE 相比这三种算法都具有明显的优势。这大大方便了其在其他领域的应用。

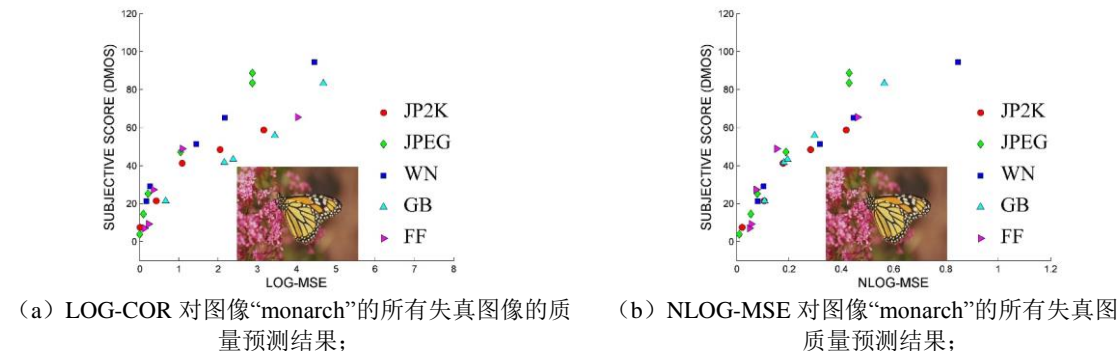


图 6 LOG-MSE 与 NLOG-MSE 在 LIVE 数据上两幅具有不同复杂程度的图像的所有失真图像上的预测结果与主观失真评分之间的散点图。

Fig.6 Scatter plots comparison of LOG-COR and NLOG-MSE with distorted images from one reference image in LIVE database.

表 1 基于 LOG 的图像质量评价方法在三个数据库上的评价性能以及与其他方法的比较。
Tab.1 The performance evaluation of the proposed IQA models and comparison with other state of art IQA models.

模型	LIVE(779 副图像)			CSIQ(866 副图像)			TID2008(1700 副图像)			加权平均	
	SRC	PCC	RMSE	SRC	PCC	RMSE	SRC	PCC	RMSE	SRC	PCC
PSNR	0.876	0.872	13.36	0.806	0.751	0.173	0.553	0.523	1.144	0.694	0.664
IFC	0.926	0.927	10.26	0.767	0.837	0.144	0.568	0.203	1.314	0.703	0.537
NSER	0.942	0.939	9.362	0.934	0.947	0.084	0.740	0.796	0.813	0.837	0.868
SSIM	0.948	0.945	8.95	0.876	0.861	0.133	0.775	0.773	0.851	0.841	0.836
VIF	0.964	0.960	7.61	0.919	0.928	0.098	0.749	0.808	0.790	0.844	0.875
MAD	0.967	0.968	6.907	0.947	0.950	0.082	0.834	0.829	0.751	0.894	0.893
IW-SSIM	0.957	0.952	8.35	0.921	0.914	0.106	0.856	0.858	0.689	0.896	0.895
GMSM	0.960	0.956	8.049	0.929	0.913	0.107	0.848	0.837	0.735	0.895	0.884
FSIM	0.963	0.960	7.67	0.924	0.912	0.108	0.880	0.874	0.653	0.911	0.904
GMSD	0.960	0.960	7.62	0.957	0.954	0.079	0.891	0.879	0.640	0.924	0.917
LOG-MSE	0.927	0.913	11.136	0.876	0.646	0.200	0.757	0.737	0.907	0.827	0.754
LOG-COR	0.934	0.928	10.214	0.922	0.916	0.105	0.835	0.826	0.756	0.881	0.873
NLOG-MSE	0.947	0.945	8.952	0.945	0.947	0.085	0.851	0.836	0.736	0.898	0.890
NLOG-COR	0.941	0.937	9.536	0.931	0.933	0.094	0.838	0.827	0.755	0.886	0.880

4 结论

本文通过对自然图像和失真图像的白化过程进行分析，提出了基于 LOG 信号的两种图像质量评价方法 LOG-COR 和 LOG-MSE；通过对非线性归一化后 LOG 信号的互信息进行分析，提出了基于 NLOG 的两种图像质量评价方法 NLOG-COR 和 NLOG-MSE。通过在三个数据上进行验证，其中 LOG-COR、NLOG-COR 以及 NLOG-MSE 都取得了优秀的图像质量评价性能。实验结果揭示了 LOG 的白化作用在图像质量评价任务中的有效性，以及 NLOG 信号中的非线性归一化机制与图像质量评价的直接关系，从而说明在图像冗余性得到最大程度去除后，通过误差计算就可以反应出图像的主观质量退化程度。

致谢

260 本论文研究工作受到高等学校博士学科点专项科研基金（20110201110011）和国家自然
科学基金（90920003）资助。

参考文献 References

- [1] Daly SJ. Visible differences predictor: an algorithm for the assessment of image fidelity[C], SPIE/IS&T Symposium on Electronic Imaging, 1992: 2-15.
- 265 [2] Chandler DM, Hemami SS. VSNR: A wavelet-based visual signal-to-noise ratio for natural images[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2007, 16 (9): 2284-2298.
- [3] Larson EC, Chandler DM. Most apparent distortion: full-reference image quality assessment and the role of strategy[J]. Journal of Electronic Imaging, 2010, 19 (1).
- 270 [4] Wang Z, Bovik AC, Sheikh HR, et al. Image quality assessment: From error visibility to structural similarity[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2004, 13 (4): 600-612.
- [5] Zhang L, Zhang L, Mou XQ, et al. FSIM: A Feature Similarity Index for Image Quality Assessment[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2011, 20 (8): 2378-2386.
- [6] Wufeng Xue, Lei Zhang, Xuanqin Mou, Alan C. Bovik. Gradient Magnitude Similarity Deviation: A Highly Efficient Perceptual Image Quality Index[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2014, 23(2): 684-695.
- 275 [7] Sheikh HR, Bovik AC, de Veciana G. An information fidelity criterion for image quality assessment using natural scene statistics[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2005, 14 (12): 2117-2128.
- [8] Sheikh HR, Bovik AC. Image information and visual quality[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2006, 15 (2): 430-444.
- 280 [9] Zhang M, Mou XQ, Zhang L. Non-Shift Edge Based Ratio (NSER): An Image Quality Assessment Metric Based on Early Vision Features[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2011, 18 (5): 315-318.
- [10] Sheikh HR, Wang Z, Cormack L, et al. LIVE image quality assessment database release 2[Z]. 2005. Online, <http://live.ece.utexas.edu/research/quality/release2/databaserelease2.zip>.
- [11] Benardete EA, Kaplan E, Knight BW. Contrast gain control in the primate retina: P cells are not X-like, some M cells are[J]. Visual Neuroscience, 1992, 8 (05): 483-486.
- 285 [12] Scholl B, Latimer KW, Priebe NJ. A Retinal Source of Spatial Contrast Gain Control[J]. Journal of Neuroscience, 2012, 32 (29): 9824-9830.
- [13] Bex PJ, Mareschal I, Dakin SC. Contrast gain control in natural scenes[J]. Journal of Vision, 2007, 7 (11).
- [14] Shapley R, Enroth-Cugell C. Visual adaptation and retinal gain controls[J]. Progress in retinal research, 1984, 3: 263-346.
- 290 [15] Larson EC, Chandler D. Categorical image quality (CSIQ) database[Z]. Online, <http://vision.okstate.edu/csiq>, 2010.
- [16] Ponomarenko N, Lukin V, Zelensky A, et al. TID2008-a database for evaluation of full-reference visual quality assessment metrics[J]. Advances of Modern Radioelectronics, 2009, 10 (4): 30-45.
- [17] Group VQE. VQEG final report of FR-TV phase II validation test [R]. 2003.
- 295 [18] Wang Z, Li Q. Information Content Weighting for Perceptual Image Quality Assessment[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2011, 20 (5): 1185-1198
- [19] Wang Z, Simoncelli EP, Bovik AC. Multi-scale structural similarity for image quality assessment[C]. Conference Record of the Thirty-Seventh Asilomar Conference on Signals, Systems & Computers, Vols 1 and 2, 2003: 1398-1402.
- 300