文章编号:1001-9081(2016)03-789-06

DOI:10.11772/j.issn.1001-9081.2016.03.789

基于尺度不变性的无参考图像质量评价

田金沙1,韩永国1,吴亚东1*,赵小乐1,张红英2

(1. 西南科技大学 计算机科学与技术学院, 四川 绵阳 621010; 2. 西南科技大学 信息工程学院, 四川 绵阳 201010) (*通信作者电子邮箱 wyd028@163. com)

摘 要:现有的通用型无参考图像质量评价方法大多是利用失真图像及其主观值来训练回归模型预测图像质量指标,然而这种方法需要消耗大量的时间进行训练,并且评价效果依赖于训练图像库中的失真类型,通用性较差,很难应用到实际场合中。为了解决数据库依赖问题,提出一种归一化的基于图像尺度不变性的无参考图像质量评价方法。该方法不依赖外部数据,将图像的统计特性及边缘结构特性作为图像质量评价的有效特征,利用图像多尺度不变性计算多尺度间的整体特征差异,从而预测图像质量。实验结果表明,所提方法对混合失真图像质量评价效果好,运行效率高,与目前现有的无参考图像质量评估方法相比具有较好的综合性能,具有较好的应用价值。

关键词:多尺度;无参考;图像质量评估;自然场景统计特性;结构特征

中图分类号: TP391 文献标志码: A

No-reference image quality assessment based on scale invariance

TIAN Jinsha¹, HAN Yongguo¹, WU Yadong^{1*}, ZHAO Xiaole¹, ZHANG Hongying²

(1. School of Computer Science and Technology, Southwest University of Science and Technology, Mianyang Sichuan 621010, China; 2. School of Information Engineering, Southwest University of Science and Technology, Mianyang Sichuan 621010, China)

Abstract: The existing general no-reference image quality assessment methods mostly use machine learning method to learn regression models from training images with associated human subjective scores to predict the perceptual quality of testing image. However, such opinion-aware methods expend much time on training, and rely on the distortion types of the training database. These methods have weak generalization capability, hereby limiting their usability in practice. To solve the database dependence, a normalized scale invariance based no-reference image quality assessment method was proposed. In the proposed method, the Natural Scene Statistic (NSS) feature and edge characteristic were combined as the valid features for image quality assessment, and no extra information was required beyond the testing image, then the two feature vectors were used to compute the global difference across scales as the image quality score. The experimental results show that the proposed method has good evaluation for multi-distorted images with low computational complexity. Compared to the state-of-the-art no-reference image quality assessment models, the proposed method has better comprehensive performance, and it is suitable for applications.

Key words: multi-scale; no-reference; image quality assessment; Natural Scene Statistic (NSS); structure feature

0 引言

在当前图像承载着大量信息的时代,实现图像质量自动评价有着重要的现实意义[1]。 图像质量评价分为主观评价和客观评价。主观评价方法主要采用人为对图像进行分数综合判定,所得结果为实际的视觉感知结果,具有可靠性;但是这种方法需要投入大量的人力和时间,缺少灵活性与实时性。客观评价方法一般通过对图像建模实现图像质量的实时、自动评价,具有更高的灵活性和实时性;但准确性有待提高。客观评价方法根据是否有与待测图像对应的原始图像参与可分为三类:全参考方法(Full-Reference Image Quality Assessment, FRIQA)、部分参考方法(Reduced-Reference Image Quality Assessment, RRIQA)和无参考方法(No-Reference Image Quality Assessment, RRIQA)。全参考图像质量评价是目前研

究最多、最深人的方法,但是在实际应用场合中参考图像很难获得。因此,实际应用中产生了对部分参考图像评估方法的需求,比如在网络传输过程中只传递原始图像的部分关键信息,这样能够有效地降低传输带宽,但此时要进行图像质量评估仍然要求原始图像存在。无参考图像评估方法不需要原始图像作为参考,只需对待测图像进行直接评估即可,是最符合实际应用需求的一种方法。

1 相关研究

现有的无参考图像质量评价方法可以分为专用型方法和通用型方法^[2]。专用型方法只针对某一种失真类型进行评估,如压缩图像后产生的块效应、振铃效应、模糊现象以及成像或传输过程中产生的各类模糊和噪声等,专用型方法只在某种特定应用场合下有效;通用型方法是对所有失真类型都

收稿日期:2015-08-25;**修回日期**:2015-09-21。 **基金项目**:国家自然科学基金资助项目(61303127);四川省科技支撑计划项目(2014GZ0100, 2014SZ0223);中国科学院"西部之光"人才培养计划项目(13ZS0106);四川省教育厅重点项目(13ZA0169)。

作者简介:田金沙(1988-),女,河北衡水人,硕士研究生,主要研究方向:数字图像处理; 韩永国(1963-),男,四川遂宁人,教授,博士,主要研究方向:虚拟现实、仿真; 吴亚东(1979-),男,河南周口人,教授,博士,CCF会员,主要研究方向:图像图形处理、信息可视化、人机交互; 赵小乐(1987-),男,四川南部人,硕士研究生,CCF会员,主要研究方向:数字图像处理; 张红英(1976-),女,四川德阳人,教授,博士,主要研究方向:图像处理。

适用的方法,可在任何场合中使用。近几年,相关领域的研究 人员提出了很多通用型无参考图像质量评价方法,这些方法 大都依赖于主观值和失真类型等先验知识,利用机器学习方 法得到图像质量评价值。文献[3]提出了无参图像质量评价 的两级模型算法,即盲图像质量指标 (Blind Image Quality Indices, BIQI),该算法提取图像的自然场景统计特性 (Natural Scene Statistics, NSS),根据 NSS 特征确定图像失真 类型,进而利用已有的针对特定失真类型的质量评估方法得 到图像质量指标。基于失真分类的图像保真度及完整性评估 (Distortion Identification-based Image Verity and Integrity Evaluation, DIIVINE)算法^[4]沿用 BIQI 的算法框架,丰富了与 图像质量相关的特征进行学习训练,取得了较好的评估效果。 文献[5]假设图像离散余弦变换(Discrete Cosine Transform, DCT) 域的统计特征的变化可以预测图像质量的变化,提出基 于 DCT 的盲图像质量评估(Blind Image Integrity Notator using DCT Statistics, BLIINDS)算法,利用图像 DCT 域结构信息、对 比度及信息熵特征训练概率模型。Saad 等[6] 随后对 BLIINDS 算法进行扩展,使用更复杂的 DCT 域提取的 NSS 特征提出 BLIINDS-II 算法。基于图像空间域特征的盲图像质量评估 (Blind/Reference Image Spatial Quality Evaluator, BRISQUE) 算法[7] 使用空间域中的 NSS 特征, 比先前的基于 NSS 特征的 方法计算效率高很多。基于 NSS 特征的稀疏表达的(Sparse Representation of NSS features, SRNSS)方法[8],在多个数据库 上的测试效果都很好。文献[9]将图像变换到 curvelet 域、利 用 curvelet 变换系数分布特征及方向能量信息作为图像特征 向量,利用支持向量机(Support Vector Machine, SVM)训练得 到图像质量指标。基于视觉码本的盲图像质量评估算法[10 (CodeBook based Image Quality Index, CBIQ) 利用图像块的 Gabor 小波系数形成视觉码本,并用支持向量回归(Support Vector Regression, SVR) 预测质量分数,这种方法的特征向量 维数很高。基于码本表达的盲图像质量评估算法(Codebook Representation for No-Reference Image Quality Assessment, CORNIA)[11]与 CBIQ 算法类似,但使用非监督学习方法学习 原始图像块中特征。基于广义回归神经网络的盲图像质量评 估算法[12]以失真图像的熵,梯度和相位一致图作为特征来训 练广义回归神经网络(General Regression Neural Network, GRNN),性能与 BIQI 算法相当。这类方法未使用 NSS 特征, 但是与基于 NSS 特征的方法效果相近。

上述算法都需要训练特征值及数据库提供的平均主观值/平均主观值差异(Mean Opinion Score/Difference Mean Opinion Score, MOS/DMOS),最近提出的一些算法未使用主观值及失真图像进行训练。质量感知聚集算法(Quality-Aware Clustering method, QAC)^[13]使用学习方法但没有使用MOS/DMOS,该算法需要包含原始图像及相对应的四种失真图像的图像库用作训练。失真图像重叠块的质量通过全参考图像质量评估方法与原始图像块进行对比,使用降序排列的前10%的图像块质量之和作为图像块的质量,归一化的图像块质量取代 MOS/DMOS 作为标准质量指标。这种方法取得了很好的图像评估效果。文献[14]使用 BRISQUE 算法中的NSS 特征,训练失真图像块得到"主题模型",但未用到主观值。自然图像质量评估(Natural Image Quality Evaluator, NIQE)指标^[15]对高质量图像提取 NSS 特征,训练得到多元变

量高斯模型(Multi-Variate Gaussian, MVG)参数。对于待测图像,计算 NSS 特征及其 MVG 模型参数,训练得到的参数与待测图像参数之间的差异即为质量指标。综合局部质量分布的自然图像质量评估算法(Integrated Local NIQE, IL_NIQE)^[2]在 NIQE 算法的基础上引入了更多图像感知特征,并分块计算 MVG 模型参数差,得到局部图像质量值,合并得到整体图像质量预测值,实验表明这种方法比目前很多先进的算法效果要好。另一种未使用模型的方法^[16]使用与GRNN算法中相同的特征,即利用熵、平均梯度和平均相位一致特征之间的简单关系预测图像质量,但在此之前需利用BIQI 方法确定失真类型,所以这种方法隐含了对失真图像的训练。

需要学习训练的方法都依赖训练集,然而训练集中包含的失真类型有限,不能很好地适用于实际应用场景中。尽管与需要大量先验知识的算法相比,将训练要求的范围降低的算法的性能不是最好的,但是这些方法提供了一种不需要训练数据的思路。受这些方法的启发,本文通过重点研究影响图像质量的图像视觉感知特征提出一种基于尺度不变性的通用型无参考图像质量评价方法。该算法利用图像空间域特征计算尺度间差异得到图像质量评估指标,运行速度快,且不需要外部训练数据。

2 基于尺度不变性无参考图像质量评价方法

所提无参考图像质量评估方法以自然图像的尺度不变性为基础。图像多尺度特征[17]模拟人眼视觉系统处理图像的多通道特性,是图像的内在特性。图像中的物体和结构在不同尺度上是相似的,随着将图像从高分辨率分解到低分辨率,图像变得平滑,但是低分辨率图像维持不变的结构信息,然而失真图像尺度间的相似性减弱,并且随着失真越严重,尺度间的相似性越差。

自然图像是高保真图像摄取设备在自然场景中拍摄的图像。在所有可能的图像信号空间中,自然图像信号只占很小的一个子集。原因在于自然图像信号具有很强的结构性。文献[18]中说明了图像的统计规律可以有效地表示自然图像,并且图像的统计特征具有尺度不变性。目前研究人员已经开发了很多复杂的模型来描述自然图像的统计信息。图像边缘特性是图像的主要视觉信息,因为人眼在感知自然世界中的一个物体时,主要由边缘刺激人眼视觉系统并且传递视觉信息给人类大脑。图像边缘特性可以很好地表示图像的结构信息信^[19-21],结构信息在尺度间具有相似性。本文结合自然图像的统计特性及边缘结构特性作为图像的整体特征,利用图像的尺度不变性计算图像尺度间的整体差异评估图像质量,算法框架如图1所示。

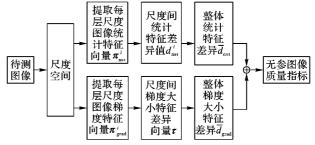


图 1 基于尺度不变性的无参考图像质量评估算法框架

2.1 特征提取

2.1.1 图像统计特征提取

Ruderman 等 $^{[22]}$ 发现对图像亮度进行非线性操作可以消除像素间的相关性,具体来讲就是减去图像的局部平均亮度,并对局部对比度进行规范化处理。设I表示大小为 $N \times M$ 的待测图像,这种对图像亮度的非线性操作可以描述为:

$$I'(i,j) = \frac{I(i,j) - E(i,j)}{D(i,j) + 1}$$
(1)

其中:I' 表示规范化后的图像,i 和j 表示空间坐标,E 和D 分别为如下两个矩阵:

$$E = W * I \tag{2}$$

$$D = \sqrt{W * (I - E)^2} \tag{3}$$

其中: $W = \{W_{k,l} | k = -K, \cdots, K, l = -L, \cdots, L\}$ 为对称高斯卷 积窗口函数,*表示卷积操作。式(1) 中的 I'(i,j) 被称为对比度标准化(Mean Subtracted Contrast Normalized,MSCN)系数。经研究发现,高保真图像的 MSCN 系数分布服从高斯分布,使用零均值广义高斯分布(Generalized Gaussian Distribution,GGD)^[7] 对 MSCN 系数分布建模。GGD 概率模型的密度函数如下:

$$f(z;\alpha,\sigma^2) = \frac{\alpha}{2\beta\Gamma(1/\alpha)} \exp[-(|z|/\beta)^{\alpha}]$$
 (4)

其中:

$$\beta = \sigma \sqrt{\frac{\Gamma(1/\alpha)}{\Gamma(3/\alpha)}}$$
 (5)

$$\Gamma(z) = \int_0^\infty t^{z-1} e^{-t} dt; z > 0$$
 (6)

GGD 模型中的参数 α 和 σ^2 可以用矩匹配方法 $[^{23}]$ 进行估计,所得的估计值可作为有效图像特征的一部分。另一方面,相邻的 MSCN 系数之间存在相关性,这种相关性可以用相邻 MSCN 系数的分布来描述。成对的相邻 MSCN 系数可以表示为水平、垂直、主对角线以及次对角线方向上的分布,即:

$$I'(i, j) \times I'(i, j+1), I'(i, j) \times I'(i+1, j)$$

 $I'(i, j) \times I'(i+1, j+1), I'(i, j) \times I'(i+1, j-1)$

由于 MSCN 系数自身服从零均值广义高斯分布,而采用非对称高斯分布 (Asymmetric Generalized Gaussian Distribution, AGGD)模型可以很好地模拟相邻 MSCN 系数之间的相关性,所以所提算法采用 AGGD 模型来描述相邻 MSCN 系数之间的关系。AGGD 模型的概率密度函数为:

$$\begin{cases}
\frac{\nu}{(\beta_l + \beta_r)\Gamma(1/\nu)} \exp\left[-\left(-z/\beta_l\right)^{\nu}\right], & z < 0 \\
\frac{\nu}{(\beta_l + \beta_r)\Gamma(1/\nu)} \exp\left[-\left(-z/\beta_r\right)^{\nu}\right], & z \ge 0
\end{cases}$$
(7)

其中:

$$\begin{cases} \beta_{l} = \sigma_{l} \sqrt{\frac{\Gamma(1/v)}{\Gamma(3/v)}} \\ \beta_{r} = \sigma_{r} \sqrt{\frac{\Gamma(1/v)}{\Gamma(3/v)}} \end{cases}$$
(8)

用 η 表示 AGGD 分布的均值,则 η 可以通过式(9) 进行计算:

$$\eta = (\beta_r - \beta_l) \frac{\Gamma(2/v)}{\Gamma(1/v)} \tag{9}$$

AGGD 模型参数 ν , σ_l^2 , σ_r^2 , η 作为图像有效统计特征的另一部分, 4 个方向可以得到 16 个特征值, 加上 GGD 模型参数 α 和 σ^2 , 可以得到一个 18 维的统计特征向量来表示输入图像的统计特征, 用 π_{nss} 表示该统计特征向量。

2.1.2 图像边缘特征提取

边缘是图像最基本的特征,是人眼识别目标的重要信息。本文利用 Sobel 边缘检测算子提取图像边缘信息。假设 G_h 、 G_v 分别表示水平方向和垂直方向的梯度值,则 $G = \sqrt{G_h^2 + G_v^2}$ 表示该像素位置的梯度大小。由文献[24] 可知,自然图像的梯度大小服从如下韦伯分布:

$$p(z;a,b) = \begin{cases} \frac{a}{b^{a}} z^{a-1} \exp[-(z/b)^{a}], & z \ge 0\\ 0, & z < 0 \end{cases}$$
 (10)

其中:a、b 是韦伯分布概率密度函数的两个参数。最近的神经科学研究表明,视觉神经元在处理图像时的反应与韦伯分布密切相关。因此,采用韦伯分布来描述自然图像边缘特征的概率分布情况。从而,韦伯分布的参数 a,b 便构成图像边缘特征向量的两个元素。图像的二维边缘结构特征向量用 $\pi_{\rm grad}$ 表示,即 $\pi_{\rm grad}$ = (a,b)。

2.2 特征失真计算

2.2.1_ 统计特征失真

高保真图像的统计特征具有尺度不变性,而失真会使尺度间的特征差异变大。为了对此进行说明,使用 TID2013 图像库^[25]中的 5 幅图像直观地展示出失真对图像质量的影响,如图 2 所示。经过观察及实验验证,当分解尺度数为 4 时,可以很好的表示失真的影响。其中:(a)为原始图像,(b)为加性高斯噪声失真图像,(c)为高斯模糊失真图像,(d)为 JPEG 压缩失真图像,(e)为 JPEG2000 压缩失真图像,(f)~(j)为对应图像的不同尺度的统计特征对比。

从图 2 可以看出,原始图像尺度间的特征基本保持一致,而失真图像尺度间的特征差异变大。本文利用相邻尺度和间隔尺度间图像统计特征向量的 L_1 范式表示尺度间的距离:

$$\begin{array}{l} d_{\rm nss}^1 \ = \ \parallel \ \boldsymbol{\pi}_{\rm nss}^1 \ - \ \boldsymbol{\pi}_{\rm nss}^2 \ \parallel_1 \\ d_{\rm nss}^2 \ = \ \parallel \ \boldsymbol{\pi}_{\rm nss}^1 \ - \ \boldsymbol{\pi}_{\rm nss}^3 \ \parallel_1 \\ d_{\rm nss}^3 \ = \ \parallel \ \boldsymbol{\pi}_{\rm nss}^1 \ - \ \boldsymbol{\pi}_{\rm nss}^4 \ \parallel_1 \\ d_{\rm nss}^4 \ = \ \parallel \ \boldsymbol{\pi}_{\rm nss}^2 \ - \ \boldsymbol{\pi}_{\rm nss}^3 \ \parallel_1 \end{array}$$

其中: $\pi_{nss}^{i}(i=1,2,3,4)$ 表示第 i 尺度的图像统计特征向量。由上述四个尺度间统计特征差异值,可以得到图像整体统计特征失真:

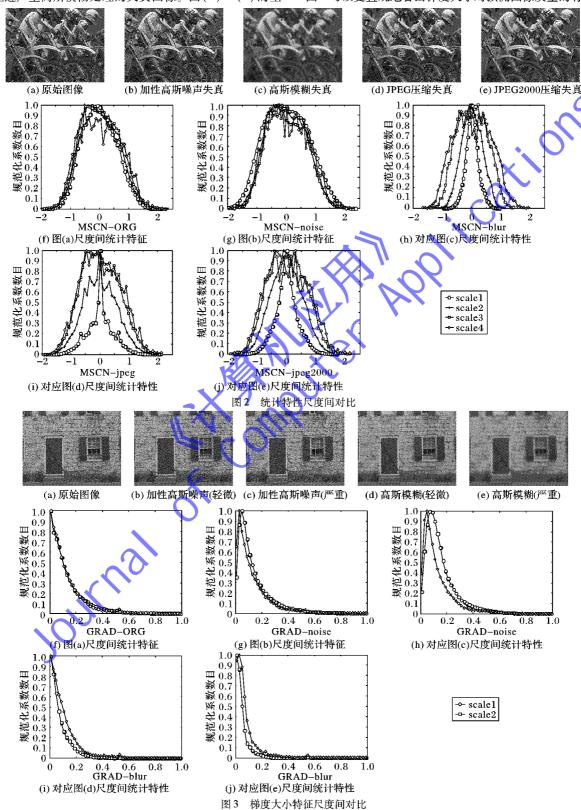
$$\bar{d}_{\text{nss}} = \frac{1}{4} \sum_{i=1}^{4} d_{\text{nss}}^{i} \tag{11}$$

2.2.2 边缘结构失真

失真图像可以看作是原始图像信号与失真信号的相互叠加形成的,图像信号是结构化的有规律的,图像的结构不会随着尺度的大小改变。然而,失真信号往往是杂乱的、随机的,由于尺度的变化失真信号对图像产生的影响也会随之改变。图像的梯度大小可以很好地描述图像的结构信息,因此,利用尺度间梯度大小特征的差异可以衡量图像失真程度,如图3

所示。当图像分解尺度为2时,梯度大小特征可以较好地表示图像质量。图3中(a)为原始图像,(b)为添加了轻微的加性高斯噪声的图像,(c)为添加了严重的高斯噪声的图像,(d)原始图像经轻微高斯模糊处理所得的失真图像,(e)原始图像经过严重高斯模糊处理的失真图像。图(b)~(e)的主

观值分别为 4.94,3.86,3.48,2.11,主观值越大表示图像质量越好。图(f)~(j)为(a)~(e)图像的尺度间梯度大小特征对比。失真图像(g)~(j)对应的特征差异值分别为 0.4012,0.5882,0.5752,1.3748,差异值越小表示图像质量越好。从图 3 可以更直观地看出梯度大小对预测图像质量的有效性。



从图 3 中可以看出,尺度间的特征大小差异可以很好地 反映失真大小。本文使用两个尺度间梯度大小特征的差异来 评估图像质量。 $\boldsymbol{\tau} = |\boldsymbol{\pi}_{\text{grad}}^{1} - \boldsymbol{\pi}_{\text{grad}}^{2}|$,其中 $\boldsymbol{\pi}_{\text{grad}}^{i}(i=1,2)$ 表示第i尺度梯度大小特征向量。对尺度间梯度大小特征差异向量 $\boldsymbol{\tau}$

进行规范化处理:

$$\boldsymbol{\tau}(i) = \frac{\boldsymbol{\tau}(i)}{\boldsymbol{\pi}_{\text{med}}^{1}(i)}; i = 1,2$$
 (12)

利用尺度间特征差异向量 τ 的 L_i 范式表示尺度间距离,得到图像整体梯度大小特征失真:

$$\overline{d}_{\text{grad}} = \| \boldsymbol{\tau} \|_{1} \tag{13}$$

目前很多无参考图像质量评价算法利用 MOS/DMOS、失真图像或高保真图像特征进行训练,而本文算法不需要额外的参考数据,仅利用图像自身特征计算图像质量。本文利用规范化后的图像统计特性 \overline{d}_{nss} 和梯度大小特征 \overline{d}_{grad} 的简单线性关系,得到无参考图像质量评价指标,取值范围为[0,1]:

 $Proposed = k \times \overline{d}_{nss} + (1 - k) \times \overline{d}_{grad}$ (14) 其中: k为图像特征的加权因子,且 $0 \le k \le 1$ 。利用所提算法的客观值与标准数据库中对应的主观值之间的Spearman 等级相关系数(Spearman Rank Order Correlation Coefficient SROCC) 確常地权因子 k

Correlation Coefficient,SROCC)确定加权因子 k。 SROCC 越大表示算法客观值与主观值之间一致性越高。图4给出了本文算法在TID2013、LIVE、CSIQ数据库中的 SROCC 随加权因子 k 变化曲线。

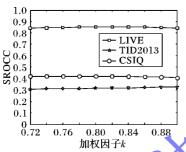


图 4 SROCC 指标随加权因子 k 变化曲线

图 4 表明所提算法的性能对加权因子的变化不敏感,在加权因子 k 变动的很大范围内是稳定的。说明本文算法有很好的通用能力,不依赖任何数据库,本文中 k 取值为 0.88。

3 实验结果与分析

本文使用四种标准图像库检验本文算法的有效性: TID2013^[25]、LIVE^[26]、CSIQ^[27]、LIVE Multiply Distorted (MD)^[28]。TID2013 和 MD 数据库中均包含混合失真。在 MD 图像库包含两种混合失真类型, MD1 中图像为模糊与 JPEG 压缩混合失真, MD2 中图像为模糊与噪声混合失真。本文中将 MD1 与 MD2 看作两个单独的图像库。

本文利用目前先进的无参评估算法与本文算法进行对比,包括 BRISQUE, BLIINDS2, DIIVINE, CORNIA, QAC, IL_NIQE。其中前 4 种方法使用主观值及失真图像进行训练,QAC, IL_NIQE。其中前 4 种方法使用主观值及失真图像进行训练,QAC, IL_NIQE 未使用主观值,仅利用失真图像或原始图像进行训练。本文使用最常用的两种指标来衡量无参考图像质量评估算法: Pearson 线性相关系数(Pearson Linear Correlation Coefficient, PLCC), Spearman 等级相关系数(Spearman Rank Order Correlation Coefficient, SROCC)。PLCC 计算算法客观值与主观值之间的线性相关性,算法客观值在计算之前需进行非线性回归处理,非线性回归函数^[27]如下:

$$f(z) = \beta_1 \left(\frac{1}{2} - \frac{1}{1 + \exp(\beta_2 (z - \beta_3))} \right) + \beta_4 z + \beta_5 \quad (15)$$

其中: β_i ($i = 1,2,\dots,5$) 为拟合参数。SROCC 表示客观值与主观值排序等级之间的相关系数。算法的 PLCC 和 SROCC 越大,表示与主观值的一致性越高,对图像质量评价越准确。

3.1 数据库交叉验证

目前通用的无参图像质量评估方法大部分采用训练模型参数的方法,但这类评价方法对训练数据库的依赖性较强,如果训练数据集中没有某种类型的失真,则不能对这种失真类型进行很好的质量评估。为了检验算法的通用性,对需要训练的算法的质量评估。为了检验算法的通用性,对需要训练的算法DIIBINE、BLIINDS2、BRISQUE、CORNIA使用一个数据库进行训练,而在另一个数据库中进行测试。表1中给出了使用 LIVE 数据库和 TID2013 数据库进行训练,在其他数据库中测试算法的性能指标;表2给出了各个算法在表1中数据库上的平均性能。表中下划线项为在数据库中性能最好的前三个算法。

表 1 在不同数据库中训练的算法指标

26 7 E. 1. 1-250 MEL 1 ALBORD 24.15 174									
数据库	算法	LIVE		CSIQ		MD1		MD2	
		PLCC	SROCC	PLCC	SROCC	PLCC	SROCC	PLCC	SROCC
LIVE	DIIVINE	0.545	0.355	0.697	0.596	0,767	0.708	0.702	0.602
	BLIINDS2	0.470	0.393	0.724	0.577	0.710	0.655	0.302	0.015
	BRISQUE	0.475	0.367	0.742	0.557	0.866	0.791	0.459	0.299
	CORNIA	0.575	0.429	0.764	0.663	0.871	0.839	0.864	0.841
	QAC	0.437	0.372	0.708	0.490	0.538	0.396	0.672	0.471
	IL_NIQE	0.589	0.494	0.854	0.815	0.905	0.891	0.897	0.882
	本文算法	0.466	0.324	0.590	0.418	0.789	0.712	0.712	0.634
B	DIIVINE	0.093	0.042	0.255	0.146	0.669	0.639	0.367	0.252
	BLIINDS2	0.089	0.076	0.527	0.456	0.690	0.507	0.222	0.032
	BRISQUE	0 . 108	0.088	0.728	0.639	0.807	0.625	0.591	0.184
TID2013	CORNIA	0.132	0.097	0.750	0.656	0.847	0.772	0.719	0.655
	QAC	0.863	0.868	0.708	0.490	0.538	0.396	0.672	0.471
-(IL_NIQE	0.902	0.906	0.854	0.815	0.905	0.891	0.897	0.882
11	本文算法	0.839	0.849	0.590	0.418	0.789	0.712	0.712	0.634

表 2 算法在不同数据库的平均表现

数据库	算法	PLCC	SROCC	数据库	算法	PLCC	SROCC
LIVE	DIIVINE	0.595	0.435	TID2013	DIIVINE	0.251	0.172
	BLIINDS2	0.525	0.424		BLIINDS2	0.349	0.275
	BRISQUE	0.548	0.424		BRISQUE	0.491	0.384
	CORNIA	0.643	0.519		CORNIA	0.527	0.461
	QAC	0.509	0.402		QAC	0.744	0.618
	IL_NIQE	0.675	0.599		IL_NIQE	0.861	0.882
	本文算法	0.517	0.378		本文算法	0.736	0.651

上述算法中,QAC、IL_NIQE和所提算法不依赖于外部训练数据库,也就是说这三种算法不需要使用数据库中的主观值进行训练。对比表 1、表 2 的数据可以看出,这三种算法的评价效果比较稳定,不受外部训练数据库的影响,而其余几种需要进行训练的算法则表现得不够稳定。当用 TID2013 数据库训练时,数据库中失真类型多,而 DIIVINE、BLIINDS2、BRISQUE、CORNIA 算法先对图像失真特点进行分类再计算图像质量,分类的数目与训练的数据库相关,从而导致这些算法的评价指标变差,这说明了这些算法的通用性有限。IL_NIQE 算法在以上对比算法中性能指标最好,该算法采用丰富的图像特征,并利用高保真图像进行训练。而本文算法仅利用图像自身特征,其性能表现接近 QAC 及其他算法。另外,与其他数据库的评价指标相比,本文算法对混合失真数据库评价较好。

3.2 运行效率

由于本文算法在图像空间域提取特征,不用转换到其他作用域,同时不需要花费时间训练数据,因此运行速度很快。将本文算法与上述无参考图像质量评估算法评价单幅图像的运行时间列在表3中。所有算法都在ACER笔记本上运行,CPU为Intel(R)Core(TM)i5-4200U,主频1.62 GHz,2.30 GHz,内存4.0 GB,64位 Window 8操作系统。软件运行平台为Matlab 2014a。从TID2013、LIVE、CSIQ、M1、M2数据库中分别取一种一张彩色图像进行测试,图像大小分别为:512×384,618×453,512×512,1280×720,1280×720。用各种算法评价5幅图像的平均运行时间作比较。从表中可以看出,本文算法运行速度最快,满足实时处理图像的需求。

表 3 几种算法运行时间对比

数据库	DIIVINE	BLIINDS2	BRISQUE	CORNIA	QAC	IL_NIQE	本文算法
TID2013	12.3154	50. 181 2	2.6598	0.4963	0.2617	12.0189	0.2429
LIVE	12.8932	72.3071	3.1219	0.3106	0.2595	12.4148	0.2652
CSIQ	12.2731	67.7616	2.8741	0.3163	0.2533	12.0151	0.2557
M 1	13.0277	238.1486	5.3799	0.5278	0.8013	12.0330	0.7651
M2	12.8893	239.7205	5.5020	0.9531	0.7804	12.0912	0.7851
平均值	12.6797	133.6238	3.9075	0.5208	0.4712	12.1140	0.4628

4 结语

无参考图像质量评估是图像质量评估领域的重点和难点之一。本文通过分析失真对图像尺度不变性的影响,结合图像统计特性及边缘结构特性在图像尺度间的整体特征差异得到图像质量评估指标,并在算法中将指标取值范围规范到0~1。实验结果表明,与目前现有的无参考图像质量评估方法相比,本文算法具有较好的综合性能,对混合失真图像质量评价效果好。另外,所提算法充分利用了图像多尺度内的冗余信息而不需要利用外部数据进行训练,具有良好的时效性,可以很好地应用于实际场合。

参考文献:

- WANG Z. Applications of objective image quality assessment methods
 IJ. IEEE Signal Processing Magazine, 2011, 28(6):137 –142.
- [2] ZHANG L, ZHANG L, BOVIK A C. A feature-enriched completely blind image quality evaluator [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2015, 24(8):2579 -2591.
- [3] MOORTHY A K, BOVIK A C. A two-step framework for constructing blind image quality indices [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2010, 17(5):513-516.
- [4] 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.
- [5] SAAD M A, BOVIK A C, CHARRIER C. A DCT statistics-based blind image quality index [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2010, 17(6):583 –586.
- [6] 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 Image Processing, 2012, 21(8):3339 –3352.
- [7] 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.
- [8] HE L, TAO D, LI X, et al. Sparse representation for blind image quality assessment [C]// Proceedings of the 2012 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington, DC:

- IEEE Computer Society, 2012: 1146 1153.
- [9] LIU L, DONG H, HUANG H, et al. No-reference image quality assessment in curvelet domain [J]. Signal Processing Image Communication, 2014, 29(4):494 – 505.
- [10] YE P, DOERMANN D. No-reference image quality assessment using visual codebooks [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2012, 21(7):3129 -3138.
- [11] YE P, KUMAR J, KANG L, et al. Unsupervised feature learning framework for no-reference image quality assessment [C]// Proceedings of the 2012 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2012:1098-1105.
- [12] LI C, BOVIK A C, WU X. Blind image quality assessment using a general regression neural network [J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2011, 22(5):793 799.
 - XIE W, ZHANG L, MOU X. Learning without human scores for blind image quality assessment [C]// Proceedings of the 2013 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2013: 995 1002.
 - [14] MITTAL A, MURALIDHAR G S, GHOSH J, et al. Blind image quality assessment without human training using latent quality factors [J], IEEE Signal Processing Letters, 2012, 19 (2):75-78.
- [15] MITTAL A, SOUNDARARAJAN R, BOVIK A C. Making a "completely blind" image quality analyzer [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2013, 20(3): 209 – 212.
- [16] L.C., JU Y, BOVIK A C, et al. No-training, no-reference image quality index using perceptual features [J]. Optical Engineering, 2013, 52(5): 532 543.
- [17] LINDEBERG T. Scale-space theory: a basic tool for analysing structures at different scales [J]. Journal of Applied Statistics, 1994, 21(2): 224 - 270.
- [18] RUDERMAN D L. The statistics of natural images [J]. Network Computation in Neural Systems, 1994, 5(4):517 -548.
- [19] KIM D O, HAN H S, PARK R H. Gradient information-based image quality metric [J]. IEEE Transactions on Consumer Electronics, 2010, 56(2):930 936.
- [20] LIU A, LIN W, NARWARIA M. Image quality assessment based on gradient similarity [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2012, 21(4): 1500 – 1512.
- [21] XUE W, ZHANG L, MOU X, et al. Gradient magnitude similarity deviation: a highly efficient perceptual image quality index [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2014, 23(2):684-695.
- [22] RUDERMAN D L, BIALEK W. Statistics of natural images: scaling in the woods [J]. Physical Review Letters, 1994, 73(6): 814 – 817.
- [23] SHARIFI K, LEON-GARCIA A. Estimation of shape parameter for generalized Gaussian distributions in subband decompositions of video [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 1995, 5(1):52 – 56.
- [24] GEUSEBROEK J M, SMEULDERS A W M. A six-stimulus theory for stochastic texture [J]. International Journal of Computer Vision, 2005, 62(1/2):7-16.
- [25] PONOMARENKO N, IEREMEIEV O, LUKIN V, et al. A new color image database TID2013: innovations and results [EB/OL]. [2015-01-22]. http://www.comlab.uniroma3.it/BattistiPapers/ ACIVS2013_Battisti.pdf.

- [12] MARKEL D, ZAIDI H, EI NAQA I. Novel multimodality segmentation using level sets and Jensen-Rényi divergence [J]. Medical Physics, 2013, 40(12): 121908.
- [13] ABDOLI M, DIERCKX R A, ZAIDI H. Contourlet-based active contour model for PET image segmentation [J]. Medical Physics, 2013, 40(12):1934 – 1936.
- [14] QIU W, YUAN J, UKWATTA E, et al. Three-dimensional prostate segmentation using level set with shape constraint based on rotational slices for 3D end-firing TRUS guided biopsy [J]. Medical Physics, 2013, 40(7):1303-1305.
- [15] FRITSCHER K D, PERONI M, ZAFFINO P, et al. Automatic segmentation of head and neck CT images for radiotherapy treatment planning using multiple atlases, statistical appearance models, and geodesic active contours [J]. Medical Physics, 2014, 41 (5): 051910.
- [16] OSHER S, SETHIAN J A. Fronts propagating with curvature-dependent speed: algorithms based on Hamilton-Jacobi formulations
 [J]. Journal of Computational Physics, 1988, 79(1):12 49.
- [17] YAU H-T, YANG T-J, CHEN Y-C. Tooth model reconstruction based upon data fusion for orthodontic treatment simulation [J]. Computers in Biology and Medicine, 2014, 48: 8-16.
- [18] JI D X, ONGA S H, FOONG K W C. A level-set based approach for anterior teeth segmentation in cone beam computed tomography images [J]. Computers in Biology and Medicine, 2014, 50: 116-128.
- [19] GAN Y, XIA Z, XIONG J, et al. Toward accurate tooth segmentation from computed tomography images using a hybrid level set model [J]. Medical Physics, 2015, 42(1): 14-27.
- [20] GAO H, CHAE O. Touching tooth segmentation from CT image sequences using coupled level set method [C] // VIE 2008: Proceedings of the 2008 5th International Conference on Visual Information Engineering. Piscataway, NJ: IEEE, 2008: 382 387.
- [21] DUFOUR A, SHININ V, TAJBAKHSH S, et al. Segmenting and tracking fluorescent cells in dynamic 3-D microscopy with coupled active surfaces [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2005, 14(9): 1396-1410.
- [22] CHEN H, JAIN A K. Tooth contour extraction for matching dental radiographs [C]// ICPR '04: Proceedings of the 2004 17th Inter-

- national Conference on Pattern Recognition. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2004, 3: 522 525.
- [23] PARAGIOS N, DERICHE R. Geodesic active regions: a new framework to deal with frame partition problems in computer vision [J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2002, 13(1/2): 249 - 268.
- [24] CHAN T, ZHU W. Level set based shape prior segmentation [C]// CVPR 2005: Proceedings of the 2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2005: 1164-1170.
- [25] PLUEMPITIWIRIYAWEJ C, MOURA J M F, WU Y-J L, et al. STACS: new active contour scheme for cardiac MR image segmentation [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2005, 24(5): 593-603.
- [26] LI C, KAO C-Y, GORE J C, et al. Implicit active contours driven by local binary fitting energy [C]//CVPR 2007: Proceedings of the 2007 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2007; 1-7.
- [27] WANG L, HE L, MISHRA A, et al. Active contours driven by local Gaussian distribution fitting energy [J]. Signal Processing, 2009, 89(12): 2435 2447.
- [28] LI C, XU C, GUI C, et al. Level set evolution without re-initialization: a new variational formulation [C]// CVPR 2005: Proceedings of the 2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2005: 430 - 436.

Background

This work is partially supported by the National Natural Science Foundation of China(61201067) and Scientific Research Innovation Project of Shanghai Municipal Education Committee (13YZ069).

WANG Ge, born in 1992, M. S. candidate. His research interests include medical image segmentation.

WANG Yuanjun, born in 1980, Ph. D., associate professor. His research interests include biomedical engineering, medical image processing and analysis.

(上接第794页)

- [26] SHEIKH H R, WANG Z, CORMACK L, et al. Live image quality assessment database release2 [DB/OL]. [2005-01-22]. http:// live.ece.utexas.edu/research/quality.
- [27] LARSON E C, CHANDLER D M. Most apparent distortion: full reference image quality assessment and the role for strategy [J]. Journal of Electronic Imaging, 2010, 19(1):143 –153.
- [28] JAYARAMAN D, MITTAL A, MOORTHY A K, et al. Live multiply distorted image quality database [DB/OL]. [2012 07-23]. http://live.ece.utexas.edu/research/quality/live_multidistortedimage.html.

Background

This work is partially supported by the National Natural Science Foundation of China (61303127), Sichuan Science and Technology Support Program (2014GZ0100, 2014SZ0223), the "West Light" Training Project

of Chinese Academy of Sciences (13ZS0106), the Major Project of Education Office Sichuan Province (13ZA0169).

TIAN Jinsha, born in 1988, M. S. candidate. Her research interests include digital image processing.

HAN Yongguo, born in 1963, Ph. D., professor. His research interests include virtual reality and simulation.

WU Yadong, born in 1979, Ph. D., professor. His research interests include image and graphics processing, information visualization, human-computer interaction.

ZHAO Xiaole, born in 1987, M. S. candidate. His research interests include digital image processing.

ZHANG Hongying, born in 1976, Ph. D., professor. Her research interests include image processing.