

一个图像质量盲评估的统计测度

黄 虹, 张建秋

(复旦大学电子工程系, 上海 200433)

摘 要: 本文提出了一个图像质量盲评估的统计测度. 该测度首先根据自然图像的统计性质与失真图像的模型, 实现对图像小波系数分布参数的盲估计; 再利用估计的分布参数来计算失真图像与参考图像之间的互信息, 以量化失真图像对参考图像的保真度, 进而实现对图像质量的评估. 本文提出的测度避免了对参考图像的依赖, 且克服了现有图像质量盲评估对特征选择与提取、机器学习等过程的依赖. LIVE 图像质量评估数据库的总体评估结果表明: 本文提出的盲评估统计测度对图像质量评估结果与数据库的主观评估结果高度一致, 且优于文献中报道的盲评估测度.

关键词: 图像质量盲评估; 保真度; 互信息; 自然场景统计模型; 高斯尺度混合模型

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2014)07-1419-05

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn> **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2014.07.027

A Statistical Measure for Blind Image Quality Assessment

HUANG Hong, ZHANG Jian-qiu

(Department of Electronic Engineering, Fudan University, Shanghai 200433, China)

Abstract: A statistical measure for blind image quality assessment (IQA) is proposed. The wavelet coefficients' distribution parameters of the distorted images are blind estimated based on the natural scene statistics and the image distortion model; the mutual information between the distorted and the corresponding reference images is further calculated from the estimated distribution parameters. The quantified information fidelity is regarded as an efficient image quality assessment criterion. The proposed statistical measure in this paper does not require any prior information of the reference image and avoids the feature selection, feature extraction and machine learning processes required by existing blind image quality assessment methods. Evaluated on the LIVE IQA database, it is demonstrated that the proposed statistical measure corresponds well with the subjective human evaluations and outperforms the state-of-art blind IQA algorithms.

Key words: blind image quality assessment; mutual information; information fidelity; natural scene statistics (NSS) model; Gaussian scale mixture (GSM) model

1 引言

在图像获取、压缩、存储、传输和再现过程中, 往往会对数字图像引入大量不同类型和不同级别的失真, 这些失真将导致图像质量的严重下降. 如何对图像质量进行准确的客观评估已经成为图像处理领域里一个极具挑战性的课题^[1,2].

图像质量的客观评估研究, 其目的就是设计一种评估测度或算法, 并期待得到与人眼主观图像质量评估一致的结果. 现存的图像质量客观评估方法主要是全参考评估方法^[3,4]. 但是全参考评估方法对无失真图像的依赖, 意味着在许多应用场合中, 存在着对半参考评估方法(依赖于一部分参考信息)与盲评估方法(不需要任何

参考信息)的需求^[5~8]. 本文试图为图像质量的盲评估提供一种新方法.

近年来, 由于自然场景统计(Natural Scene Statistics, NSS)模型能描述自然图像中与内容无关的统计性质, 因此受到了越来越多学者们的重视^[3,5,9,10]. 文献[11]提出了一种基于 NSS 模型的全参考图像质量评估算法——IFC(Information Fidelity Criterion). IFC 方法根据 NSS 模型分别对参考图像与失真图像的小波系数建立模型, 通过计算它们的互信息, 来量化失真图像对参考图像的保真度, 从而实现对图像质量的评估. 文献[3]对 IFC 算法进行了改进, 提出了 VIF(Visual Information Fidelity)方法, 是目前性能最优的全参考方法之一^[1]. 文献[12]提出了一种基于 NSS 模型的半参考评估方法, 该方法通

过计算失真图像区分归一化变换系数的高斯分布与拟合高斯分布之间的 K-L 距离,来评价失真图像与原始图像的相似性.显然,上面提及的方法都依赖于参考图像的信息,这种要求在一些实际应用中是不现实的.

在文献[5,6]中,作者分别提出了两种基于 NSS 模型的图像质量盲评估算法,且都取得了一些振奋人心的结果.但是这两种盲评估方法都非常依赖于微妙且复杂的特征选择、提取与机器学习等.

本文提出了一个新的图像质量盲评估的统计测度,该测度首先根据自然图像统计性质与图像失真模型,来实现对图像小波系数分布参数的盲估计,再利用估计的分布参数来计算失真图像与参考图像之间的互信息,以量化失真图像对参考图像的保真度,进而实现对图像质量的评估.本文提出的测度避免了对参考图像的依赖,且克服了现有图像质量盲评估对特征选择与提取、机器学习等过程的依赖.

2 自然场景统计模型

NSS 模型是对自然场景建立的统计模型,它描述了自然图像的统计性质^[9,13],且这样的统计性质不随图像内容变化.

根据 NSS 模型的统计性质,自然图像小波变换系数 c 的边缘或联合概率分布,可以通过高斯尺度混合 (Gaussian Scale Mixture, GSM) 的分布模型进行描述^[6,9,12].即,可以表示为 $c = su$,其中, s 为表征系数方差变化的随机乘数, u 为零均值、方差为 σ_u^2 的高斯随机变量.因此,小波系数 c 关于 s 服从零均值、方差为 $s^2\sigma_u^2$ 的高斯分布,其条件概率分布函数 $p_{(c|s)}(c|s)$ 为^[7,11,12]

$$p_{(c|s)}(c|s) = \frac{1}{\sqrt{2\pi s^2 \sigma_u^2}} \exp\left\{-\frac{c^2}{2s^2 \sigma_u^2}\right\} \quad (1)$$

另外,图像小波系数与它的相邻位置、尺度与方向的系数之间存在一定的相关性.因此,需要对小波系数邻域进行建模,从而更完备地描述小波系数的统计性质.记小波系数 c 的邻域系数构成的矢量为 $\mathbf{c} \in \mathbb{R}^M$, M 为邻域大小.

同样地,邻域矢量 \mathbf{c} 也服从 GSM 分布,有 $\mathbf{c} = \mathbf{s}\mathbf{u}$,其中 \mathbf{u} 为零均值、协方差矩阵为 \mathbf{C}_u 的高斯随机变量, s 为表征邻域矢量协方差变化的随机乘数. \mathbf{C}_u 描述了系数能量与邻域内系数的相关性.因此,系数邻域矢量 \mathbf{c} 的条件概率分布函数 $p_{(\mathbf{c}|s)}(\mathbf{c}|s)$ 为^[9,13]

$$p_{(\mathbf{c}|s)}(\mathbf{c}|s) = \frac{1}{(2\pi)^{M/2} |\mathbf{S}^2 \mathbf{C}_u|^{1/2}} \exp\left\{-\frac{\mathbf{c}^T \mathbf{C}_u^{-1} \mathbf{c}}{2s^2}\right\} \quad (2)$$

假设选取的小波系数邻域足够小,即 M 足够小时,乘数 s 在这个邻域内保持不变,可以暂时将 s 看作是一个确定量或者常量.此时,邻域 \mathbf{c} 对应的乘数 s 可以通

过对 $p_{(\mathbf{c}|s)}(\mathbf{c}|s)$ 的最大似然估计得到,即^[9]

$$\hat{s} = \arg \max_s p_{(\mathbf{c}|s)}(\mathbf{c}|s) \quad (3)$$

记 $\mathbf{C}_u \in \mathbb{R}^{M \times M}$ 的特征值分解为 $\mathbf{C}_u = \mathbf{Q}\mathbf{\Lambda}\mathbf{Q}^T$,其中 $\mathbf{Q} = [\mathbf{q}_1, \mathbf{q}_2, \dots, \mathbf{q}_M]$ 为 \mathbf{C}_u 的特征矢量 $\{\mathbf{q}_k\}_{k=1}^M$ 构成的矩阵, $\mathbf{\Lambda} = \text{diag}(\lambda_{u1}, \lambda_{u2}, \dots, \lambda_{uM})$ 为 \mathbf{C}_u 的特征值 $\{\lambda_{uk}\}_{k=1}^M$ 构成的矩阵.不失普适性地假设 $E\{s^2\} = 1$, s 的最大似然估计结果为

$$\begin{aligned} \hat{s} &= \arg \max_s \ln p_{(\mathbf{c}|s)}(\mathbf{c}|s) = \arg \min_s \left\{ M \ln s + \frac{\mathbf{c}^T \mathbf{C}_u^{-1} \mathbf{c}}{2s^2} \right\} \\ &= \sqrt{\mathbf{c}^T \mathbf{C}_u^{-1} \mathbf{c} / M} = \sqrt{\mathbf{c}^T \mathbf{C}_C^{-1} \mathbf{c} / M} \end{aligned} \quad (4)$$

根据小波系数的 GSM 分布描述,自然图像小波系数与对应乘数的比值为 $d = c/s$ 服从高斯分布.得到 d 的过程称为区分归一化变换 (Divisive Normalization Transformation, DNT),从 DNT 过程得到的随机变量 d 被称为 DNT 系数^[6,9].

3 盲评估的统计测度

3.1 失真图像小波系数模型

在图像质量评估问题中,一个有效的失真模型需要准确描述人眼对图像感受到的失真效果,从而保证评估结果的有效性.根据文献[3,11]的分析,大部分图像失真都可以通过衰减小波系数或/和在其上叠加高斯噪声来进行局部描述.记失真图像的小波系数邻域矢量为 \mathbf{y} ,它与对应的参考图像的小波系数邻域矢量 \mathbf{c} 之间满足关系如下:

$$\mathbf{y} = g\mathbf{c} + \mathbf{n} = gs\mathbf{u} + \mathbf{n} \quad (5)$$

其中,变量 g 是失真图像小波系数邻域对参考图像的局部衰减变量, \mathbf{n} 是服从零均值、协方差矩阵为 $\sigma_n^2 \mathbf{I}$ 的叠加高斯噪声,其中 σ_n^2 为局部噪声方差, \mathbf{I} 为单位阵.

因此,邻域矢量 \mathbf{y} 关于 s 与局部衰减 g 、局部噪声方差 σ_n^2 服从零均值、协方差矩阵为 $g^2 s^2 \mathbf{C}_u + \sigma_n^2 \mathbf{I}$ 的高斯分布,其条件概率分布函数 $p_{\mathbf{y}|gs, \sigma_n^2}(\mathbf{y}|gs, \sigma_n^2)$ 为

$$\begin{aligned} p_{\mathbf{y}|gs, \sigma_n^2}(\mathbf{y}|gs, \sigma_n^2) &= \frac{1}{(2\pi)^{M/2} |g^2 s^2 \mathbf{C}_u + \sigma_n^2 \mathbf{I}|^{1/2}} \exp\left\{-\frac{\mathbf{y}^T (g^2 s^2 \mathbf{C}_u + \sigma_n^2 \mathbf{I})^{-1} \mathbf{y}}{2}\right\} \end{aligned} \quad (6)$$

同样假设在每个系数子带内都有 $E\{g^2 s^2\} = 1$,且整个子带内的噪声方差为 $\sigma_{n,g}^2$,那么有

$$\mathbf{C}_y = E\{g^2 s^2\} \mathbf{C}_u + \sigma_{n,g}^2 \mathbf{I} = \mathbf{C}_u + \sigma_{n,g}^2 \mathbf{I} \quad (7)$$

因此, \mathbf{C}_y 的特征值分解为 $\mathbf{C}_y = \mathbf{Q}(\mathbf{\Lambda} + \sigma_{n,g}^2 \mathbf{I})\mathbf{Q}^T$,特征值 $\{\lambda_{yk}\}_{k=1}^M$ 为 $\{\lambda_{yk} | \lambda_{yk} = \lambda_{uk} + \sigma_{n,g}^2\}_{k=1}^M$.

3.2 图像的统计测度

对参考图像与失真图像建立了合理模型之后,可以通过计算二者之间的互信息来量化失真图像对参考

图像的保真度^[3,11].

记参考图像的 N 个小波系数邻域矢量的集合为 $\mathbf{C}^N = [\mathbf{c}_1, \mathbf{c}_2, \dots, \mathbf{c}_N]$, 乘数集合为 $\mathbf{S}^N = [s_1, s_2, \dots, s_N]$, 对应的 N 个失真图像的小波系数矢量集合为 $\mathbf{Y}^N = [\mathbf{y}_1, \mathbf{y}_2, \dots, \mathbf{y}_N]$. \mathbf{Y}^N 与 \mathbf{C}^N 之间关于 \mathbf{S}^N 的互信息为 $I(\mathbf{C}^N, \mathbf{Y}^N | \mathbf{S}^N)$. 根据小波系数矢量的条件独立性^[3], 有

$$\begin{aligned} I(\mathbf{C}^N, \mathbf{Y}^N | \mathbf{S}^N) &= \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N I(\mathbf{c}_i, \mathbf{y}_j | \mathbf{C}^{i-1}, \mathbf{Y}^{j-1}, \mathbf{S}^N) \\ &= \sum_{i=1}^N I(\mathbf{c}_i, \mathbf{y}_i | \mathbf{C}^{i-1}, \mathbf{Y}^{i-1}, \mathbf{S}^N) \\ &= \sum_{i=1}^N I(\mathbf{c}_i, \mathbf{y}_i | s_i) \end{aligned} \quad (8)$$

其中, 小波系数邻域矢量集合 $\mathbf{C}^{i-1} = [\mathbf{c}_1, \mathbf{c}_2, \dots, \mathbf{c}_{i-1}]$, $\mathbf{Y}^{i-1} = [\mathbf{y}_1, \mathbf{y}_2, \dots, \mathbf{y}_{i-1}]$.

已知对任意连续高斯变量, 假设有协方差矩阵 \mathbf{C}_x , 则其微分熵为 $\frac{1}{2} \ln(2\pi e |\mathbf{C}_x|)$, 因此失真图像小波系数矢量 \mathbf{y} 与对应的参考图像小波系数矢量 \mathbf{c} 之间的互信息 $I(\mathbf{c}, \mathbf{y} | s)$ 为

$$I(\mathbf{c}, \mathbf{y} | s) = h(\mathbf{y} | s) - h(\mathbf{y} | \mathbf{c}, s) = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^M \ln \left(1 + \frac{g^2 s^2 \lambda_{uk}}{\sigma_n^2} \right) \quad (9)$$

其中, $h(\cdot)$ 表示变量的微分熵.

因此, \mathbf{C}^N 与 \mathbf{Y}^N 之间的互信息为

$$\begin{aligned} I(\mathbf{C}^N, \mathbf{Y}^N | \mathbf{S}^N) &= \sum_{i=1}^N I(\mathbf{c}_i, \mathbf{y}_i | s_i) \\ &= \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{k=1}^M \ln \left(1 + \frac{g_i^2 s_i^2 \lambda_{uk}}{\sigma_{n,i}^2} \right) \end{aligned} \quad (10)$$

其中, $\sigma_{n,i}^2$ 表示失真图像中第 i 个小波系数邻域中包含的噪声方差.

IFC 方法^[11]对每个小波系数子带计算邻域矢量集合的互信息, 将所有子带的互信息的和作为失真图像对参考图像的保真度估计. 假设第 j 个小波子带内有 N_j 个系数, 参考图像与失真图像中, 以这些系数为中心系数的邻域矢量集合分别为 \mathbf{C}^{N_j} 与 \mathbf{Y}^{N_j} , 对应的乘数集合为 \mathbf{S}^{N_j} . 因此, IFC 测度被定义为

$$IFC = \sum_{j \in \text{subbands}} I(\mathbf{C}^{N_j}, \mathbf{Y}^{N_j} | \mathbf{S}^{N_j}) \quad (11)$$

其中, $\sum_{j \in \text{subbands}}$ 表示对所有子带计算的互信息的和.

IFC 方法根据式(7)对乘数 s 进行最大似然估计, 并用线性回归的方法估计局部衰减变量 g 与局部高斯噪声的方差 σ_n^2 . 理论上, IFC 方法对无失真图像的评估结果为正无穷, 相反, 如果失真图像与参考图像完全不同, 则其评估结果为 0.

不同于 IFC 方法, 本文介绍的方法能够直接从失真图像的小波系数估计分布模型的参数, 从而避免 IFC 方

法中对参考图像的依赖性, 实现对图像质量的盲评估.

3.3 失真图像分布参数盲估计方法

根据式(13)描述的小波系数邻域矢量的互信息公式, 不妨将 g_s 看做是一个变量, 记 $z = g_s$, 有

$$\mathbf{y} = g_s \mathbf{u} + \mathbf{n} = z \mathbf{u} + \mathbf{n} \quad (12)$$

此时, 虽然将失真图像的小波系数邻域矢量 \mathbf{y} 看作是一个 GSM 分布与高斯噪声的叠加, 但是此时 GSM 分布乘数 z 的分布 $\Phi_z(z)$ 与 $\Phi_s(s)$ 并不相同, 从而可与自然图像小波系数模型区分开来. 此时, 有 \mathbf{y} 关于变量 z 与局部噪声方差 σ_n^2 的条件概率分布函数为

$$p_{\mathbf{y} | z, \sigma_n^2}(\mathbf{y} | z, \sigma_n^2) = \frac{\exp \left\{ -\frac{\mathbf{y}^T (z^2 (\mathbf{C}_y - \sigma_{n,g}^2 \mathbf{I}) + \sigma_n^2 \mathbf{I})^{-1} \mathbf{y}}{2} \right\}}{(2\pi)^{M/2} |z^2 (\mathbf{C}_y - \sigma_{n,g}^2 \mathbf{I}) + \sigma_n^2 \mathbf{I}|^{1/2}} \quad (13)$$

因此, 我们需要估计的量包括乘数 z , 全局噪声方差 $\sigma_{n,g}^2$ 与局部噪声方差 σ_n^2 . 下面将分别介绍对这些未知量的盲估计方法.

3.3.1 对乘数 z 的估计

记 \mathbf{y} 的马氏距离 \mathcal{M}_y , 那么有

$$\mathcal{M}_y = \sqrt{(\mathbf{y} - E(\mathbf{y}))^T \mathbf{C}_y^{-1} (\mathbf{y} - E(\mathbf{y}))} = \sqrt{\mathbf{y}^T \mathbf{C}_y^{-1} \mathbf{y}} \quad (14)$$

其中, 小波分解系数矢量在整个子带内是零均值的, 即 $E(\mathbf{y}) = \mathbf{0}$.

$$\begin{aligned} E\{\mathcal{M}_y^2\} &= E\{\mathbf{y}^T \mathbf{C}_y^{-1} \mathbf{y}\} \\ &= E\left\{ \sum_{k=1}^M \frac{1}{\lambda_{yk}} \mathbf{y}^T \mathbf{q}_k \mathbf{q}_k^T \mathbf{y} \right\} \\ &= \sum_{k=1}^M \frac{1}{\lambda_{yk}} \mathbf{q}_k^T E\{\mathbf{y} \mathbf{y}^T\} \mathbf{q}_k \end{aligned} \quad (15)$$

根据 \mathbf{y} 关于变量 z 与局部噪声方差 σ_n^2 的条件概率分布函数, 有

$$\begin{aligned} E\{(\mathbf{y} - \bar{\mathbf{y}})(\mathbf{y} - \bar{\mathbf{y}})^T\} \\ = z^2 \mathbf{C}_u + \sigma_n^2 \mathbf{I} = \sum_{k=1}^M \{ (z^2 \lambda_{uk} + \sigma_n^2) \mathbf{q}_k \mathbf{q}_k^T \} \end{aligned} \quad (16)$$

其中 $\bar{\mathbf{y}}$ 为每个邻域矢量 \mathbf{y} 的期望值.

结合上式与特征矢量 $\{\mathbf{q}_k\}_{k=1}^M$ 的正交性, 有

$$\begin{aligned} E\{\mathcal{M}_y^2\} - \bar{\mathbf{y}}^T \mathbf{C}_y^{-1} \bar{\mathbf{y}} \\ = z^2 \left\{ M - \left(\sum_{k=1}^M \frac{1}{\lambda_{yk}} \right) \sigma_{n,g}^2 \right\} + \left(\sum_{k=1}^M \frac{1}{\lambda_{yk}} \right) \sigma_n^2 \end{aligned} \quad (17)$$

另外, 由于邻域矢量 \mathbf{y} 的中心系数 $y = zu + \mathbf{n}$ 方差 σ_y^2 与整个小波子带的系数方差 $\sigma_{y,g}^2$ 为

$$\begin{aligned} \sigma_y^2 &= z^2 \sigma_u^2 + \sigma_n^2 \\ \sigma_{y,g}^2 &= \sigma_u^2 + \sigma_{n,g}^2 \end{aligned} \quad (18)$$

其中, σ_u^2 为 u 的方差.

因此, 能够得到 z 与 $E\{\mathcal{M}_y^2\}$ 的关系为

$$z = \sqrt{\frac{E\{\mathcal{M}_y^2\} - \bar{\mathbf{y}}^T \mathbf{C}_y^{-1} \bar{\mathbf{y}} - \left(\sum_{k=1}^M \frac{1}{\lambda_{yk}}\right) \sigma_y^2}{M - \left(\sum_{k=1}^M \frac{1}{\lambda_{yk}}\right) \sigma_{y,g}^2}} \quad (19)$$

式(19)描述了随机变量 z 与邻域矢量 \mathbf{y} 的马氏距离 \mathcal{M}_y 之间的关系. 此处, 我们可以发现失真图像小波系数分布的乘数变量可以直接从邻域矢量的马氏距离估计得到.

3.3.2 估计噪声方差

同样, 我们需要估计失真图像小波系数子带内的全局噪声方差 $\sigma_{n,g}^2$ 与局部噪声方差 σ_n^2 .

在得到对乘数的估计值 \hat{z} 之后, 有 DNT 系数为

$$d = \frac{y}{z} = u + \frac{n}{z} \quad (20)$$

因此, 整个系数子带内 DNT 系数的方差 $\sigma_{d,g}^2$ 为

$$\sigma_{d,g}^2 = \sigma_u^2 + E\left\{\frac{1}{z^2}\right\} \sigma_{n,g}^2 \quad (21)$$

结合整个小波子带的系数方差 $\sigma_{y,g}^2$, 有

$$\begin{aligned} \hat{\sigma}_{n,g}^2 &= \{\sigma_{y,g}^2 - \sigma_{d,g}^2\} / \left\{1 - E\left\{\frac{1}{z^2}\right\}\right\} \\ \hat{\sigma}_n^2 &= \sigma_y^2 - \hat{z}^2 \{\sigma_{y,g}^2 - \sigma_{n,g}^2\} \end{aligned} \quad (22)$$

3.4 盲评估的统计测度

在得到乘数 z , 全局噪声方差 $\sigma_{n,g}^2$ 与局部噪声方差 σ_n^2 的估计值之后, 我们有 \mathbf{C}^N 与 \mathbf{Y}^N 关于 S^N 的互信息为

$$\begin{aligned} I(\mathbf{C}^N, \mathbf{Y}^N | S^N) &= \sum_{i=1}^N I(\mathbf{c}_i, \mathbf{y}_i | s_i) \\ &= \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{k=1}^M \ln \left\{ 1 + \frac{z_i^2 (\lambda_{yk} - \sigma_{n,g}^2)}{\sigma_{n,i}^2} \right\} \end{aligned} \quad (23)$$

同样, 我们可以对每个小波系数子带计算邻域矢量集合的互信息, 将所有子带的互信息的和作为失真图像对参考图像的保真度估计.

4 算法性能评估

我们将利用 LIVE 图像质量评估数据库^[14]验证本文提出的测度性能. LIVE 数据库包含 982 幅图像, 其中 779 幅为失真图像. 这些图像由 29 幅参考图像通过 JPEG、JPEG2000、白噪声、高斯模糊和信道快速衰落这五种失真方式在不同失真级别下得到. 数据库中还给出了每幅图像对应的主观评估分数 (DMOS), DMOS 的范围是 [0, 100], DMOS = 0 代表图像无失真.

在对图像质量估计与 DMOS 进行非线性回归拟合之后, 可以通过三个客观评价指标来定量客观图像质量评估测度与主观质量评估结果的一致性: (1) 线性相关系数 (Linear Correlation Coefficient, LCC), 它描述了估计的准确性, 其值越接近于 1 表示估计准确性越高; (2) 均方根误差 (Root Mean Squared Error, RMSE), 其值越小

表示估计均方根误差越小; (3) Spearman 秩相关系数 (Spearman's Rank Ordered Correlation Coefficient, SROCC), 它描述估计的单调性, 其值越接近于 1 表示估计单调性越优.

表 1 中给出了本文提出的测度与一些其他图像质量评估算法的性能比较. 从中可以看出, 本文提出的方法可以给出与人眼主观给分一致性较高的评估结果, 并且总体性能优于目前我们所知的最优的盲评估算法 DIIVINE^[6]. DIIVINE 算法的原始代码从文献 [15] 上下载, 包含了在整个 LIVE 数据库上的训练结果. 而我们的测度并不像 DIIVINE 一样需要复杂的特征提取与学习过程, 在具有较低计算复杂度的同时, 对多数失真类与整个数据库的评估结果都优于 DIIVINE 算法.

表 1 不同的图像质量评估算法在 LIVE 数据库上的性能比较, DIIVINE 为盲评估算法, 其他为全参考评估算法

LIVE	JP2K	JPEG	白噪声	高斯模糊	信道快速衰落	总体评价结果
线性相关系数 (LCC)						
PSNR	0.8823	0.8488	0.9825	0.8096	0.9104	0.8313
SSIM ^[4]	0.9440	0.9247	0.9737	0.8884	0.9476	0.8729
IFC ^[11]	0.9031	0.9037	0.9609	0.9595	0.9685	0.9122
DIIVINE	0.9022	0.7783	0.9209	0.8418	0.8506	0.8138
本文测度	0.8991	0.7868	0.9088	0.9211	0.9070	0.8503
均方误差根 (RMSE)						
PSNR	7.6237	8.4537	2.9719	9.2292	6.8412	8.9505
SSIM	5.3449	6.0878	3.6394	7.2174	5.2522	7.8572
IFC	6.9600	6.8458	4.4235	4.1302	4.0985	6.6016
DIIVINE	6.9843	10.2924	4.1480	4.3038	8.6501	9.8594
本文测度	7.1242	10.0381	5.3127	4.2136	6.6982	8.8625
Spearman 秩相关系数 (SROCC)						
PSNR	0.9073	0.8504	0.9859	0.8136	0.9084	0.8300
SSIM	0.8468	0.8279	0.9100	0.9407	0.9361	0.8587
IFC	0.8924	0.8637	0.9382	0.9571	0.9619	0.9126
DIIVINE	0.9025	0.7525	0.9078	0.9184	0.8592	0.8134
本文测度	0.8917	0.7406	0.8867	0.9463	0.9040	0.8424

5 结论

本文中, 我们提出了一种新的图像质量盲评估统计测度. 该测度首先根据自然图像统计性质与图像失真模型, 来估计图像小波系数的分布参数, 再利用估计的分布参数计算失真图像与参考图像的互信息, 从而量化失真图像对参考图像的保真度, 以实现图像质量的评估.

本文提出的算法不需要任何未失真图像的参考或先验信息,避免了过去图像质量客观盲评估算法所以依赖的特征选择与提取、机器学习等。LIVE 数据库对本文测度的验证表明:提出的盲评估统计测度对图像质量评估结果与数据库的主观评估结果高度一致,且整体上优于文献中报道的盲评估测度。

参考文献

- [1] Sheikh H R, Sabir M F, Bovik A C. A statistical evaluation of recent full reference image quality assessment algorithms[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2006, 15(11): 3440 – 3451.
- [2] Wang Z. Applications of objective image quality assessment methods[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2011, 28(6): 137 – 142.
- [3] Sheikh H R, Bovik A C. Image information and visual quality[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2006, 15(2): 430 – 444.
- [4] Wang Z, Bovik A C, Sheikh H R, Simoncelli E P. Image quality assessment: from error measurement to structural similarity[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2006, 13(4): 600 – 612.
- [5] Saad M A, Bovik A C, Charrier C. DCT statistics model-based blind image quality assessment[A]. 18th International Conference on Image Processing[C]. USA: IEEE, 2011. 3093 – 3096.
- [6] 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 – 3363.
- [7] 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.
- [8] Gabarda S, Cristobal G. Blind image quality assessment through anisotropy[J]. Journal of the Optical Society of America A, 2007, 24(12): B42 – B51.
- [9] Wainwright M J, Simoncelli E P. Scale mixtures of Gaussians and the statistics of natural images[A]. Neural Information Processing Systems Foundation (NIPS)[C]. Denver: MIT Press, 1999. 855 – 861.
- [10] Portilla J, Strela V, Wainwright M J, Simoncelli E P. Image denoising using scale mixture of Gaussians in the wavelet domain[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2003, 12(11): 1338 – 1351.
- [11] Sheikh H R, Bovik A C, 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.
- [12] Li Q, Wang Z. Reduced-reference image quality assessment using divisive normalization-based image representation[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2009, 3(2): 202 – 211.
- [13] Moorthy A K, Bovik A C. Statistics of natural image distortions[A]. IEEE International Conference on Acoustics Speech and Signal Processing[C]. USA: IEEE, 2010. 962 – 965.
- [14] Sheikh H R, Wang Z, Bovik A C, Cormack L K. LIVE Image Quality Assessment Database Release 2[OL]. <http://live.ece.utexas.edu/research/quality>, 2011-12-20.
- [15] Moorthy A K, Bovik A C. Distortion Identification-based image Verity and Integrity Evaluation (DIIVINE) Index[OL]. <http://live.ece.utexas.edu/research/quality/index.htm>, 2012-02-16.

作者简介



黄虹 女. 1988 年 8 月出生, 福建宁德人. 2010 年本科、2013 年硕士毕业于复旦大学电子工程系, 在校期间从事数字信号处理方面的有关研究.

E-mail: 10210720031@fudan.edu.cn



张建秋 男. 1962 年生于湖南省隆回县. 现任复旦大学电子工程系教授、博士生导师, IEEE 高级会员, 主要研究领域有信息处理理论及其在测量和仪器、新型传感器、控制和通信中的应用.

E-mail: jqzhang01@fudan.edu.cn