

结合结构信息和亮度统计的无参考图像质量评价

沈军民¹, 李俊峰², 戴文战³

(1. 浙江理工大学电子信息工程系, 浙江杭州 310018; 2. 浙江理工大学自动化系, 浙江杭州 310018;

3. 浙江工商大学电子信息工程系, 浙江杭州 310018)

摘 要: 基于非下采样 Contourlet 变换(Nonsubsampled Contourlet Transform, NSCT)子带系数间的结构相关性, 本文提出了一种通用的无参考图像质量评价方法. 首先, 利用互信息分析 NSCT 子带系数间的相关性, 确定出相关性比较强的子带系数; 其次, 分别计算这些子带系数间的结构信息比较算子, 以此作为描述图像结构相关性的统计特征; 进而, 结合空间域亮度均值减损对比归一化(Mean Subtracted Contrast Normalized, MSCN)系数及其邻域系数的统计特征, 分别构造相应的无参考图像质量评价模型和图像失真类型识别模型; 最后, 在 LIVE 等图像质量评价数据库上进行了大量的实验仿真. 仿真结果表明, 评价模型的评价结果与人类主观评价具有非常高的相关性, 与当今主流评价算法相比非常具有竞争性.

关键词: 无参考图像质量评价; 非下采样 Contourlet 变换; 结构相似度; 亮度统计

中图分类号: TN919.81

文献标识码: A

文章编号: 0372-2112 (2016)04-0804-09

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.3969/j.issn.0372-2112.2016.04.008

No-Reference Image Quality Assessment Based on Structure Information and Luminance Statistics

SHEN Jun-min¹, LI Jun-feng², DAI Wen-zhan³

(1. Department of Electronic Information Engineering, Zhejiang Sci-Tech University, Hangzhou, Zhejiang 310018, China;

2. Department of Automation, Zhejiang Sci-Tech University, Hangzhou, Zhejiang 310018, China;

3. Department of Electronic Information Engineering, Zhejiang Gongshang University, Hangzhou, Zhejiang 310018, China)

Abstract: Based on the correlation between subband coefficients of nonsubsampled contourlet transform (NSCT), a general-purpose no-reference image quality assessment (NR-IQA) method is proposed. Firstly, the correlation between NSCT subband coefficients was analyzed using mutual information and the subband coefficients with strong correlation were determined. Secondly, the structure comparison operator of those subband coefficients were calculated respectively and used to describe the statistics characteristic of image structure information. Moreover, a no-reference image quality assessment model and an image distortion type recognition model were constructed by combining the statistical features of the mean subtracted contrast normalized (MSCN) coefficients and the structural similarity of NSCT coefficients. Finally, a large number of simulation experiments were carried out in the LIVE image quality evaluation database. The simulation results show that this method is suitable for many common image distortion types and correlates well with the human judgments of image quality, and the assessment model is competitive with the nowadays' mainstream evaluation method.

Key words: no-reference image quality assessment; nonsubsampled contourlet transform; structural similarity; luminance statistics

1 引言

图像和视频质量评价结果可以用来比较和优化编解码器性能、优化设置图像处理算法的参数及动态调

整图像编码参数和信道参数等, 无参考图像质量评价由于不需要参考图像的任何信息而获得了国内外学者的广泛关注.

自然图像是在自然环境中利用高质量的摄像设备

在可见光下得到的图像^[1],具有边界、纹理、平坦等不同的视觉感知区域,符合一定的分布规律,自然场景统计(Natural Scene Statistics, NSS)分布可以描述自然场景不随内容变化的统计性质. 不同类型失真引入自然图像会影响其分布规律,使失真图像的分布产生一定的偏差,故自然图像的质量评价大都采用自然场景统计的方法. 目前,基于 NSS 的无参考图像质量评价方法主要分为两种类型:(1)特定失真类型评价方法,如 jp2k^[1,2]、jpeg^[3-5]及模糊^[6-8]等失真类型的评价方法,该方法只能评价相应失真类型图像,对其它失真类型无法进行评估;(2)通用评价方法,通用评价方法可以同时多种失真类型图像进行评价.

根据提取的自然场景统计特征,通用无参考图像质量评价方法可分为空间域和变换域两种:(1)空间域评价方法:A Mittal^[9]等分别提取图像 MSCN 系数的广义高斯分布(Generalized Gaussian Distribution, GGD)模型参数及其水平、竖直、主对角、二次对角四方向领域系数的非对称广义高斯分布(Asymmetric Generalized Gaussian Distribution, AGGD)模型参数作为特征进行质量评价;董宏平^[10]等利用互信息对邻近像素间相关性进行描述,并结合多方向和多尺度分析设计提取出一系列互信息特征来对自然图像进行质量评价;L X Liu^[11]等提取图像的局部空间熵和谱熵作为特征,构建了两阶图像质量评价模型;Y Zhang^[12]等对单个像素值进行逐点统计,对像素对的关系进行成对对数导数统计,并提取这些统计的 GGD 模型参数作为特征进行质量评价;(2)变换域评价方法:M A Saad^[13]等根据定义的平均能量和局部方向能量分别将图像离散余弦变换(Discrete Cosine Transform, DCT)系数划分为 3 个频率带和 3 个方向带,进而提取这些频率带和方向带的 GGD 模型参数作为质量评价特征;A K Moorthy^[14]提取了可操纵金字塔(Steerable Pyramid)小波系数的尺度与方向选择性统计、跨尺度和方向关联性统计、空间相关性统计等 88 个特征,并给出了两阶图像质量评价模型的框架;Y Zhang^[15]等提取复数可操纵金字塔小波系数幅值和相对幅值的 GGD 模型参数、小波系数相对相位的柯西(Wrapped Cauchy)分布参数及跨尺度相关性统计作为特征进行质量评价;L X Liu^[16]等利用 curvelet 子带系数的 AGGD 模型参数、子带方向及子带尺度能量分布作为特征进行图像质量评价;贾惠珍^[17]等利用学习感知特征和空域自然统计特征相结合的方法来构建图像质量评价模型;Y M Li^[18]等利用 Shearlet 子带系数的振幅均值评价图像质量.

自然图像 NSCT 分解后的高频方向子带系数依然保持原图像结构信息,而且不会损失图像的结构信息;此外,这些高频方向子带系数间存在相关性,特别是亲

戚系数及父子系数间相关性更强. 基于此,本文综合考虑 NSCT 子带系数的相关性及其保持的结构信息,提出了一种无参考图像质量评价方法. 该方法利用 NSCT 子带亲戚系数及父子系数间的结构信息比较算子描述图像结构信息的相关性;进而结合空间域 MSCN 系数及其邻域系数的统计特征,分别利用支持向量回归机(Support Vector Regression, SVR)和支持向量分类机(Support Vector Classifier, SVC)构建相应的无参考图像质量评价模型及图像失真类型识别模型. 在 LIVE^[19]图像质量评价数据库上的大量实验结果表明,该方法在图像质量评价及失真类型识别方面均取得了非常理想的结果,与目前主流无参考图像质量评价方法相比非常具有竞争性.

2 亮度统计特征分析

D L Ruderman^[20]认为图像归一化亮度可以去除零对数对比度的局部平均偏移和标准化对数对比度的局部方差,而且具有单位标准高斯分布特性,可以模拟人类视觉的对比度增益掩盖过程. A Mittal^[9]把亮度均值减损对比归一化系数称为 MSCN 系数,并在此基础上提取亮度统计特征来预测图像的感知质量. 其特征提取过程如下:

(1)提取图像 MSCN 系数及其邻域系数

假设 I 为大小为 $M \times N$ 的灰度图像,其 MSCN 系数 $\hat{I}(i, j)$ 为:

$$\hat{I}(i, j) = \frac{I(i, j) - \mu(i, j)}{\sigma(i, j) + C} \quad (1)$$

式中,

$$\begin{aligned} \mu(i, j) &= \sum_{k=-K}^K \sum_{l=-L}^L \omega_{k,l} I_{k,l}(i, j), \\ \sigma(i, j) &= \sqrt{\sum_{k=-K}^K \sum_{l=-L}^L \omega_{k,l} (I_{k,l}(i, j) - \mu(i, j))^2}, \\ i &= 1, 2, \dots, M; j = 1, 2, \dots, N \end{aligned}$$

C 为常数,主要为了避免图像平坦区分母趋向于零时发生不稳定,一般取为 1; $\omega = \{\omega_{k,l} | k = -K, \dots, K; l = -L, \dots, L\}$ 为二维圆对称的高斯加权函数.

在 MSCN 系数基础上, A Mittal 还构造了水平、竖直、主对角、次对角等 4 方向 MSCN 邻域系数. 具体计算如下:

$$\begin{cases} H(i, j) = \hat{I}(i, j) \hat{I}(i, j+1) \\ V(i, j) = \hat{I}(i, j) \hat{I}(i+1, j) \\ D_1(i, j) = \hat{I}(i, j) \hat{I}(i+1, j+1) \\ D_2(i, j) = \hat{I}(i, j) \hat{I}(i+1, j-1) \end{cases} \quad (2)$$

(2)提取 MSCN 系数及其邻域系数的统计特征

用 GGD 模型拟合 MSCN 系数 $\hat{I}(i, j)$ 的归一化直方图,并估计该 GGD 模型的参数 (α, σ^2) 作为其统计特

征;分别用 AGGD 模型拟合四方向邻域 MSCN 系数 H 、 V 、 D_1 及 D_2 的归一化直方图,估计相应 AGGD 模型的参数 $(\eta, \alpha, \sigma_l^2, \sigma_r^2)$ ($\eta = (\beta_r - \beta_l) \Gamma(2/\alpha) / \Gamma(1/\alpha)$) 作为其统计特征。

A Mittal 提取了两个尺度上的 36 个统计特征,该统计特征不仅考虑了图像亮度的整体分布特性,还考虑了其方向邻域的分布特性,在图像质量评估中取得了比较理想的效果.但在对 A Mittal 提出的亮度统计特征研究过程中,我们发现:(1)不同自然无失真图像的 MSCN 系数分布可能具有明显差异,如 LIVE 数据库中的图像“buildings”与“plane”等,其 MSCN 系数拟合的 GGD 模型参数如表 1 所示;(2)不同失真类型图像或不同失真程度图像的 MSCN 系数可能具有相近或相同的分布,如 LIVE 库中的自然无失真图像“cemetery”与差异平均主观评分 (Difference Mean Opinion Score, DMOS) 为 26.8204 的“dancers”jpeg 失真类型图像等,其 MSCN 系数拟合的 GGD 模型参数、相应的失真类型和 DMOS 如表 2 所示,DMOS 数值越大的图像失真程度越严重.而且,TID2008^[21]、CSIQ^[22]等图像质量评价数据库中也存在类似情况的图像.针对这些图像,利用亮度统计特征无法正确评估相应图像质量,也无法正确识别图像失真类型。

表 1 MSCN 系数分布具有明显差异的自然无失真图像

图像	MSCN 系数拟合的 GGD 模型	
	形状参数	标准差
buildings	3.3080	0.4087
plane	1.1410	0.2301

表 2 MSCN 系数分布相近的不同失真类型或程度图像

图像	失真类型	DMOS	拟合的 GGD 模型	
			形状参数	标准差
cemetery	无失真	0	2.4360	0.3647
dancers	jpeg	26.8204	2.4350	0.3678

自然图像具有很强的结构性,像素之间存在很强的相关性.根据人类视觉掩蔽特性,人眼最为敏感的是图像的轮廓——结构信息,而边缘和纹理是图像结构信息最重要的部分.Z Wang^[23]等也认为人类视觉系统的主要功能是提取图像和视频中的结构信息,并结合图像的亮度、结构度和对比度等 3 个方面的结构信息构建了适用于全参考图像质量评价的结构相似度 (Structure Similarity, SSIM).而且,具有相近或相同分布的不同失真类型图像或不同失真程度图像的结构可能是不同的,可以弥补亮度统计特征的缺陷.受此驱动,本文提出一种结合结构信息和亮度统计的无参考图像质量评价方法。

3 NSCT 子带系数间的相关性

3.1 NSCT 变换

为了克服轮廓波 (Contourlet) 变换的“混叠”现象并

增强其平移不变性和方向选择性,A L Cunha 等^[24]于 2006 年提出了 NSCT 与 Contourlet 变换不同,NSCT 由采用非下采样金字塔滤波器 (Nonsampled Pyramid Filter Banks, NSPFB) 和非下采样方向滤波器组 (Nonsampled Directional Filter Banks, NSDFB) 构成. NSPFB 是实现完全重构的双通道滤波器,采用 atrous 算法设计,具有平移不变性,其处理后恢复的图像不会出现伪 Gibbs 现象;NSDFB 为二通道的扇形滤波器组,采用迭代方向滤波器组,并对下一级的滤波器采用梅花矩阵进行上采样.由于将下采样变为对相应的滤波器进行上采样,然后再对信号分别进行分析滤波和综合滤波,NSCT 不仅具有多尺度、多方向及平移不变性等特点外,还具有保持各子带图像之间尺寸大小相同的优点.而且,经过 NSCT 变换后的图像系数同时具有稀疏表现性和方向敏感性。

由于 NSCT 可以充分捕获图像中的具有奇异性的方向信息,而这些具有奇异性的区域往往正是观察者所感兴趣的区域,故将它应用在图像质量评价中,所得评价结果将更符合人眼的视觉特性。

3.2 方向子带系数间的相关性

各 NSCT 方向子带系数不仅具有独立的分布,系数间也存在统计相关性.为了分析不同方向子带系数间的相关性关系,我们根据文献[25]定义各方向子带间的关系——邻域系数、亲戚系数和父子系数,并利用互信息来定量分析这些方向子带系数间的相关性强弱.表 3 为 LIVE、TID2008、CSIQ 等图像质量评价数据库及文献[26]提供的 184 幅自然无失真图像 NSCT 各方向子带系数间的平均互信息 (互信息通过对 NSCT 子带系数直接进行计算获得),其中分解尺度为 2,且每个尺度均分解成 8 个细节方向的信息。

表 3 NSCT 方向子带不同系数间的平均互信息

NSCT 方向子带系数关系	平均互信息	方差
父子系数	0.3511	0.0040
亲戚系数	0.3367	0.0045
其它系数	0.2100	0.0050

由表 3 可知,尺度间和方向间的 NSCT 的子带系数存在相关性,也就是说子带系数与其亲戚系数、父子系数间具有较强的依赖性;而且由于尺度、位置、方向偏离等原因,父子系数及亲戚系数间的相关性依次减弱。

4 本文无参考图像质量评价方法

4.1 失真对子带系数间相关性的影响

为了分析不同失真类型及不同失真程度对图像 NSCT 各方向子带系数间相关性的影响,文中分别计算了 LIVE 及 CSIQ 图像质量评价数据库中所有失真类型图像 NSCT 方向子带系数间的平均互信息,并通过对同

种失真类型图像 NSCT 亲戚系数、父子系数和其它系数间分别平均获得其相应平均互信息,CSIQ 库中各失真类型图像的计算结果如表 4 所示.

表 4 CSIQ 库中各种失真类型图像 NSCT 子带系数间的平均互信息

失真类型	亲戚系数间平均互信息	父子系数间平均互信息	其它系数间平均互信息
awgn	0.2525	0.2105	0.1110
jpeg	0.4047	0.4239	0.2800
jp2k	0.4147	0.3902	0.2590
fnoise	0.2827	0.2697	0.1412
blur	0.3885	0.3697	0.2190
contrast	0.3346	0.3252	0.1895
refimgs	0.4188	0.5933	0.2825

结合表 3 和表 4 可知,针对不同失真类型图像,其 NSCT 方向子带系数间的平均互信息不仅与无失真自然图像不同,而且各种失真类型之间也存在差异,特别是 awgn 和 fnoise 失真类型图像 NSCT 亲戚系数、父子系数及其它系数间的互信息均大大减小. 这表明图像发生失真会改变其 NSCT 方向子带系数间的相关性,而且不同失真类型对亲戚系数、父子系数和其它系数间相关性的改变方式和程度具有明显差异. 因此,可以利用 NSCT 方向子带系数间的相关性进行图像质量评价.

4.2 子带系数间的结构信息统计特征

图像经过 NSCT 分解后可以得到与原图像大小相同的不同频率的方向子带,这些子带依然保持原图像的基本轮廓,而轮廓是图像最重要的结构信息,NSCT 分解不会损失图像的结构信息. 根据人眼的视觉特性可知,其最敏感的图像轮廓主要位于中频带,可以利用 NSCT 分解的不同频率信息提取更符合人眼视觉特性的结构特征. NSCT 方向子带系数间存在相关性,故它们所保持的图像结构信息也应该具有一定的相似性;而且,亲戚系数间及父子系数间的相关性均相对比较强,这些系数间所保持的图像结构信息也应具有更强的相似性. 基于此,我们认为图像发生失真会改变其 NSCT 方向子带系数间的结构信息相似性,特别是相关性比较强的亲戚系数和父子系数间结构信息相似性. 本文分别提取失真图像 NSCT 亲戚系数间及父子系数间的结构相似性测度作为图像质量评价的结构信息统计特征,结构相似性测度采用文献[23]提出的 SSIM 中的结构信息比较算子. 亲戚系数间和父子系数间的结构信息统计特征提取过程如下:

(1) 失真图像 NSCT 分解

对大小为 $M \times N$ 的失真图像 I 进行 NSCT 分解,可以得到不同尺度、方向的子带系数 $\{C_{i_0}, C_{i,j}(i > i_0)\}$. 其中 C_{i_0} 为低频子带系数, $C_{i,j}$ 为尺度 i 上第 j 个方向子带系数,且 C_{i_0} 和 $C_{i,j}$ 的大小也为 $M \times N$.

(2) 亲戚系数间的结构信息统计特征

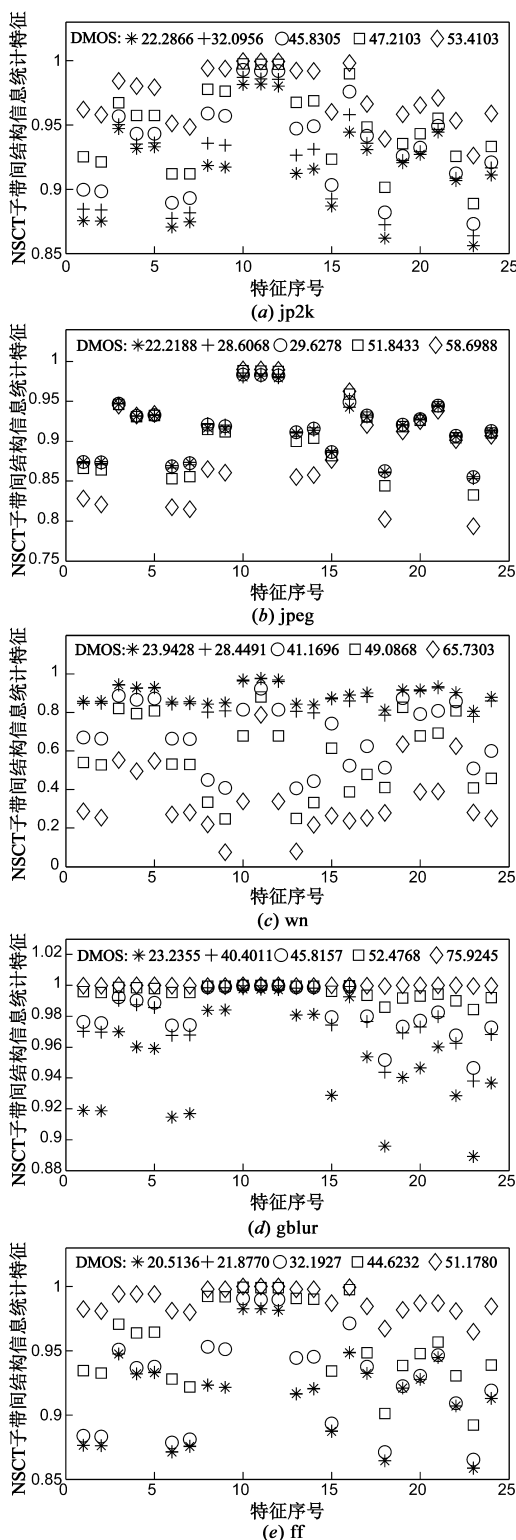


图1 图像“monarch”的不同失真类型及程度图像的结构信息统计特征

根据定义,相同尺度但不同方向的子带系数为亲戚系数. 在所有亲戚系数中,相邻方向的亲戚系数间具有相对更强的相关性,如果考虑所有亲戚系数间的结

构信息,会得到大量冗余的统计特征. 为了降低评价模型的复杂度和提高运行效率,本文只考虑相邻方向亲戚系数间的结构信息统计特征. 方向子带系数 $C_{i,j}$ 和其相邻方向亲戚子带系数 $C_{i,j+k}$ ($k \in \{-1, 1\}$) 间的结构信息统计特征为:

$$RSI(C_{i,j}, C_{i,j+k}) = \frac{\sigma_{C_{i,j}C_{i,j+k}} + C_1}{\sigma_{C_{i,j}}\sigma_{C_{i,j+k}} + C_1} \quad (4)$$

式中, $\sigma_{C_{i,j}C_{i,j+k}}$ 为 $C_{i,j}$ 和 $C_{i,j+k}$ 的协方差; $\sigma_{C_{i,j}}^2$ 、 $\sigma_{C_{i,j+k}}^2$ 分别为 $C_{i,j}$ 和 $C_{i,j+k}$ 的方差; $C_1 = (K_1L)^2/2$ 为了避免分母趋向于 0 时不稳定而设的常数, $K_1 = 1$, L 是图像像素的动态范围.

(3) 父子系数间的结构信息统计特征

根据定义,不同尺度但相同方向子带系数为父子系数,则方向子带系数 $C_{i,j}$ 与其父系数 $C_{l,j}$ ($l = i - 1$) 间的结构信息统计特征为:

$$PSI(C_{i,j}, C_{l,j}) = \frac{\sigma_{C_{i,j}C_{l,j}} + C_2}{\sigma_{C_{i,j}}\sigma_{C_{l,j}} + C_2} \quad (5)$$

式中, $\sigma_{C_{i,j}C_{l,j}}$ 为 $C_{i,j}$ 和 $C_{l,j}$ 的协方差; $\sigma_{C_{i,j}}^2$ 、 $\sigma_{C_{l,j}}^2$ 分别为 $C_{i,j}$ 和 $C_{l,j}$ 的方差; $C = (K_2L)^2/2$ 为避免分母趋向于 0 时不稳定而设的常数, $K_2 = 1$, L 是图像像素的动态范围.

本文对所有图像均进行 2 个尺度且每个尺度 8 个方向的 NSCT 分解,提取的亲戚系数、父子系数间的结构信息统计特征数量分别为 16 和 8,共计 24 个. 图 1 为 LIVE 图像质量评价数据库中图像“monarch”在不同失真类型及不同失真程度下的结构信息统计特征.

由图 1 可知, jp2k、gblur 及 ff 失真类型中图像失真越严重,相应图像 NSCT 子带亲戚系数及父子系数间结构信息统计特征也就越大; wn 失真类型则正好相反,而 jpeg 失真类型没有类似的规律. 此外,同种失真类型但不同失真程度的结构信息统计特征区分非常明显. 可见,本文提出的 NSCT 子带亲戚系数及父子系数间结构信息统计特征不仅可以有效地区分图像的不同失真类型,还可以明显区分图像的不同失真程度,可以用于识别图像失真类型和评价图像客观质量.

4.3 结构信息和亮度统计特征

MSCN 系数统计特征主要反映图像亮度对比度及

表 5 特征提取描述

特征	特征描述
$f_1 - f_8$	NSCT 尺度 1 亲戚系数间的结构信息
$f_9 - f_{16}$	NSCT 尺度 2 亲戚系数间的结构信息
$f_{17} - f_{24}$	NSCT 父子系数间的结构信息
$f_{25} - f_{26}$	MSCN 系数尺度 1 上形状参数和标准差
$f_{27} - f_{42}$	MSCN 系数尺度 1 上形状参数、均值及左右方差
$f_{43} - f_{44}$	MSCN 系数尺度 2 上形状参数和标准差
$f_{45} - f_{60}$	MSCN 系数尺度 2 上形状参数、均值及左右方差

方向邻域的统计特性,针对具有相似甚至相同 MSCN 系

数分布的不同失真类型及不同失真程度图像,其无法用于评估图像质量和识别图像失真类型. NSCT 子带系数结构信息统计特征主要反映子带系数间的高度结构相关性,可以作为 MSCN 系数统计特征有益的补充,使其更加全面的反映不同失真对图像的影响. 如前所述,本文共提取了 60 个统计特征,特征描述如表 5 所示.

4.4 无参考图像质量评价模型

支持向量机 (Support Vector Machine, SVM) 是由 Vapnik 等提出的一种基于统计学习理论的机器学习方法,是建立在 VC 维理论和结构风险最小原理基础上,根据有限的样本信息在模型的复杂性和学习能力之间寻求最佳折衷. SVM 用结构风险最小化代替经验风险最小化,较好地解决了小样本的学习问题;将低维原始空间映射到高维特征空间,将原始空间的非线性问题转化成为特征空间中的高维线性问题;引入核函数方法,巧妙避开了高维空间中的复杂运算,其算法复杂度与样本维数无关.

鉴于 SVM 在预测和分类方面的良好性能,本文采用 SVM 构建图像质量评价模型和图像失真类型识别模型,主要借助台湾大学林智仁博士等开发设计的 LIBSVM-3.18 工具包. LIBSVM-3.18 是一个操作简单、易于使用、快速有效的通用 SVM 软件包,可以在不同平台、多种语言环境下运行,可以解决分类问题、回归问题以及分布估计等问题,提供了线性、多项式、径向基和 S 形函数四种常用的核函数,详见文献[27]. 本文图像质量评价模型和失真类型识别模型分别采用 epsilon-SVR 回归支持向量机和 C-SVC 多类分类方法,核函数均采用径向基函数.

5 仿真结果及性能分析

为了检验本文基于结构信息和亮度统计的无参考图像质量评价模型 (简记为 SILSIQA) 的性能,选取 LIVE 及 CSIQ 图像质量评价数据库进行测试. 测试内容主要包括以下几个方面: (1) 图像质量评价模型的预测质量分与主观评价分 DMOS 间的相关性; (2) 图像失真类型分类准确率; (3) 图像质量评价模型和图像失真类型识别模型的鲁棒性; (4) 计算复杂性分析.

5.1 算法与 DMOS 的相关性

为了与目前主流的基于自然场景统计的无参考图像质量评价方法 BRISQUE^[9]、MIQA^[10]、SSEQ^[11]、BLI-INDS-II^[13]、DIIVINE^[14]、C-DIIVINE^[15]、CurveletQA^[16] 及 SHANIA^[18] 等进行公平的比较及避免人为提高算法的性能,本文采用与这些文献相同的测试方法. 该测试方法主要步骤如下:

(1) 把 LIVE 数据库随机分成训练图像集和测试图像集,分别占 80% 和 20%,并且这两个图像集中没有任

何重复的图像;

(2)利用训练图像集中各图像提取的特征及其相应的 DMOS 对评价模型进行训练,并用测试图像集中各图像提出的特征来获得其质量预测分;

(3)计算测试图像集中所有图像的质量预测分与其相应 DMOS 之间的斯皮尔曼等级相关系数(The Spearman's Rank Ordered Correlation Coefficient, SROCC)及皮尔逊线性相关系数(Pearson's Linear Correlation Coefficient, PLCC);

(4)重复(1)、(2)及(3)1000次,选取1000次测试结果 SROCC 及 PLCC 的中值作为该算法最终评价结果。

表 6 和表 7 为各无参考评价评价方法 1000 次迭代测试中 SROCC 及 PLCC 的中值. SROCC 和 PLCC 均为常用的衡量两个变量相关性的指标, SROCC 和 PLCC 的值越接近于 1,表明该算法的质量预测分与相应 DMOS 相关性越好,图像质量评价的结果也就越准确。

表 6 1000 次迭代测试中各评价方法 SROCC 的中值

算法	jp2k	jpeg	gblur	wn	ff	all
BRISQUE ^[9]	0.9139	0.9647	0.9786	0.9511	0.8768	0.9395
MIQA ^[10]	0.9408	0.9259	0.9828	0.9572	0.8800	0.9333
SSEQ ^[11]	0.9420	0.9510	0.9784	0.9483	0.9035	0.9348
BLIINDS-II ^[13]	0.9323	0.9331	0.9463	0.8912	0.8519	0.9124
DIIVINE ^[14]	0.9123	0.9208	0.9818	0.9373	0.8694	0.9250
C-DIIVINE ^[15]	0.9302	0.9444	0.9760	0.9386	0.9110	0.9444
CurveletQA ^[16]	0.9367	0.9117	0.9876	0.9650	0.9005	0.9303
SHANIA ^[18]	0.8611	0.8918	0.9582	0.9674	0.9169	0.9033
SILSIQA	0.9346	0.9220	0.9690	0.9695	0.9182	0.9467

表 7 1000 次迭代测试中各评价方法 PLCC 的中值

算法	jp2k	jpeg	gblur	wn	ff	all
BRISQUE ^[9]	0.9229	0.9734	0.9851	0.9506	0.9030	0.9424
MIQA ^[10]	0.9405	0.9276	0.9802	0.9515	0.8917	0.9232
SSEQ ^[11]	0.9464	0.9702	0.9806	0.9607	0.9198	0.9383
BLIINDS-II ^[13]	0.9386	0.9426	0.9635	0.8994	0.8790	0.9164
DIIVINE ^[14]	0.9233	0.9347	0.9867	0.9370	0.8916	0.9270
C-DIIVINE ^[15]	0.9429	0.9593	0.9844	0.9412	0.9345	0.9474
CurveletQA ^[16]	0.9465	0.9280	0.9887	0.9694	0.9186	0.9328
SHANIA ^[18]	0.9135	0.9380	0.9731	0.9790	0.9413	0.9412
SILSIQA	0.9491	0.9435	0.9842	0.9790	0.9420	0.9488

由表 6 和表 7 可以看出,本文提出的图像质量评价方法的评价结果与人类主观评价 DMOS 具有很高的相关性.从整体评价结果看,本文评价方法高于 BRISQUE^[9]、MIQA^[10]、SSEQ^[11]、BLIINDS-II^[13]、DIIVINE^[14]、CurveletQA^[16]及 SHANIA^[18]等绝大多数的无参考评价方法,即使与目前表现最为优良的 C-DIIVINE^[15]相比,也具有很强的竞争性;从各失真类型评价结果看,相对于其它无参考评价方法,本文评价方法在 jp2k、wn 及 ff 失真类型评价中优势比较明显。

5.2 分类准确率

如 4.2 部分所述,针对不同失真类型及不同失真程度图像, NSCT 子带系数及父子系数间的结构信息统计特征具有很好的区分能力,故我们认为这些特征应该也可以用来识别图像的失真类型.为了检验这些统计特征识别图像失真类型的效果及与其它的识别方法进行公平的比较,本文采用类似于图像质量评价的测试方法.表 8 为各算法在 LIVE 数据库上的测试结果,图 2 为 1000 次测试的混淆矩阵,混淆矩阵中每个数值表示行对应失真类型被判为列对应失真类型的概率,同一行的所有数值之和为 1。

jpeg2000	0.8774	0.0552	0.0006	0.0024	0.0645
jpeg	0.0596	0.9073	0.0077	0.0107	0.0147
wn	0.0018	0.0177	0.9784	0.0021	0.0000
gblur	0.0027	0.0249	0.0100	0.9453	0.0171
ff	0.1110	0.0185	0.0000	0.0068	0.8637
	jpeg2000	jpeg	wn	gblur	ff

图 2 LIVE 图像库的混淆矩阵

表 8 LIVE 图像库 1000 次迭代测试中分类准确率中值 (%)

算法	jp2k	jpeg	wn	gblur	ff	all
BRISQUE ^[9]	82.9	88.9	100	96.7	83.3	88.6
MIQA ^[10]	73.5	85.3	100	83.3	60	79.1
SSEQ ^[11]	61.7	89.6	100	70	46.7	73.3
DIIVINE ^[14]	80	81.1	100	90	73.3	83.8
C-DIIVINE ^[15]	88.9	91.7	100	93.3	73.3	89.40
CurveletQA ^[16]	71.4	78.9	100	80	46.7	75
SILSIQA	88.2	91.4	100	96.6	86.2	91.7

由表 8 和图 2 可知,本文所提取 NSCT 子带系数结构信息统计特征与 MSCN 系数统计特征具有很好的识别图像失真类型的效果,不论是整体识别准确率还是各失真类型识别准确率基本上都是最高的.在各失真类型中,识别效果最好的是 wn 和 gblur,而 jp2k、jpeg 及 ff 识别率相对较低.主要原因:(1)高斯噪声 wn 会弱化 NSCT 方向子带系数间的相关性,产生大量的伪边缘,使 NSCT 子带系数结构信息统计特征大大减小;(2)高斯模糊 gblur 会减小图像的高频信息,弱化图像的边沿和纹理,使 NSCT 子带系数结构信息统计特征大大增加;(3)jpeg 会出现马赛克失真,产生模糊效应,而 ff 失真是由图像先经过 jp2k 压缩后再经过网络传输丢包造成的,ff 和 jp2k 也存在模糊效应,故识别过程中它们之间会出现误判。

5.3 模型的鲁棒性

由于本文的无参考图像质量评价模型和图像失真

类型识别模型均需要进行训练,那么不同比例的训练和测试图像集会影响相应模型的评价和识别效果.为了分析其对本文评价模型和失真类型识别模型的影响程度,我们把 LIVE 库中的图像分别按照 70% 和 30%、60% 和 40% 及 50% 和 50% 的比例随机分为训练集和测试集,分别采用与 5.1 和 5.2 部分类似的方法进行了 3 组实验.图像质量评价模型的实验结果如表 9 和表 10 所示,图像失真类型识别模型的实验结果如表 11 所示.

表 9 不同训练和测试比例情况下的 1000 次迭代测试的 SROCC 中值

训练和测试集比例	jp2k	jpeg	wn	gblur	ff	all
70% 和 30%	0.9355	0.9222	0.9706	0.9686	0.9152	0.9438
60% 和 40%	0.9321	0.9182	0.9700	0.9664	0.9134	0.9416
50% 和 50%	0.9294	0.9147	0.9684	0.9637	0.9093	0.9372

表 10 不同训练和测试比例情况下的 1000 次迭代测试的 PLCC 中值

训练和测试集比例	jp2k	jpeg	wn	gblur	ff	all
70% 和 30%	0.9455	0.9425	0.9827	0.9748	0.9301	0.9444
60% 和 40%	0.9426	0.9397	0.9810	0.9712	0.9275	0.9415
50% 和 50%	0.9381	0.9368	0.9792	0.9678	0.9217	0.9370

由表 6、表 7、表 9 和表 10 可知,随着训练数据的减少,本文评价模型在整体和各失真类型上的评价结果与人类主观评价 DMOS 间的 SROCC 及 PLCC 出现降低,但降低的程度并不明显.在 LIVE 图像库中只有 50% 图像用于训练的情况下,整体评价结果的 SROCC 及 PLCC 依然高达 0.937 以上,模型评估结果与主观评价间保持很高的一致性.

表 11 不同训练和测试比例情况下的 1000 次迭代测试的分类准确率中值 (%)

训练和测试集比例	jp2k	jpeg	wn	gblur	ff	all
70% 和 30%	90.0	92.3	97.7	95.4	81.4	90.9
60% 和 40%	88.1	91.4	98.3	94.8	81.0	90.4
50% 和 50%	86.9	90.8	97.9	94.4	79.2	89.4

由表 8 和表 11 可知,随着训练数据的减少,本文失真类型识别模型在整体和各失真类型上的识别准确率出现略微降低,但仍然保持比较高的识别准确率.即使在 LIVE 图像库中只有 50% 图像用于训练的情况下,本文识别模型的识别准确率仍然达到 89.41%,高于 80% 图像用于训练的 BRISQUE^[9]、MIQA^[10]、SSEQ^[11]、DIIVINE^[14]、C-DIIVINE^[15] 及 CurveletQA^[16] 等目前主要的算法.

综上可知,本文的无参考图像质量评价模型和图像失真类型识别模型具有比较好的鲁棒性.

5.4 计算复杂性分析

在无参考图像质量评价中,一般特征提取所需要花费的时间远大于分类和回归所需时间.故在比较不同评价方法的计算复杂性时,本文只考虑特征提取过

程. SILSIQA 方法提取特征分为三个步骤:(1)对图像进行 NSCT 分解;(2)提取 NSCT 子带亲戚系数与父子系数间的结构信息统计特征;(3)提取 MSCN 系数的统计特征.在计算复杂性实验中,采用 CSIQ 数据库中分辨率为 512×512 的所有失真图像,分别计算每个图像在提取特征三个步骤所消耗的时间,并分别进行平均作为各个步骤实际所花费的时间,进而计算三个步骤所消耗的时间的百分数如表 12 所示.

表 12 SILSIQA 特征提取各个阶段消耗时间所占的百分数

阶段	时间百分数 (%)
NSCT 分解	59.04
提取 NSCT 系数间的结构信息统计特征	37.11
提取 MSCN 系数及邻域系数的统计特征	3.85

此外,为了比较 SILSIQA 与其它无参考图像质量评价方法的时间复杂性,我们计算各方法在提取 CSIQ 数据库所有图像相应特征所消耗的时间,并分别用其平均值作为该方法在提取特征过程中实际花费的时间.所有运算均在联想台式机 (dual-core CPU, 3.19GHz and 4GB RAM, Windows 7 Pro 32-bit) 运行没有优化的 matlab 程序,计算结果如表 13 所示.

表 13 5 种无参考图像质量评价算法运行时间比较

NR-IQA 方法	时间 (s)
BRISQUE ^[9]	0.1870
BLIINDS-II ^[13]	25.9593
DIIVINE ^[14]	96.5000
CurveletQA ^[16]	3.6825
SILSIQA	4.8591

由表 13 可知, SILSIQA 方法的计算复杂性明显优于 BLIINDS-II^[13] 和 DIIVINE^[14], 但劣于 BRISQUE^[9] 和 CurveletQA^[16]. 主要原因如下:(1) BRISQUE 虽然提取 36 个空间域统计特征,但提取过程仅进行简单的广义高斯函数拟合,运行效率最高;(2) CurveletQA 虽然只有 12 个特征,但需要进行 Curvelet 分解和计算方向能量及 scalar 能量分布等,这些特征的计算需要一定的运行时间;(3) BLIINDS-II 需要分别提取 DCT 系数 3 个频率带和 3 个方向带的能量等统计特征,而且特征计算过程比较复杂,需要相当长的运行时间;(4) DIIVINE 提取的特征数高达 88 个,而且特征提取过程中包含需要相当长的运行时间的可操纵金字塔分解和结构相似度计算,运行效率最低;(5) SILSIQA 提取了 60 个统计特征,进行 NSCT 分解和计算 NSCT 亲戚系数、父子系数间的结构信息统计特征需要比较长的运行时间.

6 结论

研究表明,人类视觉系统的感知特性与自然场景的统计特性是一致对应的,本文结合 NSCT 域和空间域

自然场景统计提出了一种通用的无参考图像质量评价方法. 在 NSCT 域, 利用 NSCT 方向子带亲戚系数和父子系数间的结构相似度描述图像的结构相关性, 这些系数间的结构相似度不仅对不同图像失真类型具有很好的区分度, 对相同失真类型但不同失真程度的图像仍然具有优良的分辨能力; 在空间域, 分别提取 MSCN 系数的 GGD 模型参数和 MSCN 邻域系数的 AGGD 模型参数, 这些参数虽然对相同失真类型但不同失真程度的图像区分能力相对较低, 但与这些图像的主观质量评价 DMOS 间相关程度比较高. NSCT 域和空间域的统计特征可以互相补充, 比较全面的反映各种失真对图像结构等信息的影响, 相应的无参考图像质量评价方法在评价效果、分类精度、计算复杂性等方面均取得了比较理想的结果.

参考文献

- [1] H R Sheikh, A C Bovik, L K Cormack. No-reference quality assessment using natural scene statistics: jpeg2000 [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2005, 14 (11): 1918 – 1927.
- [2] J Zhang, S H Ong, T M Le. Kurtosis-based no-reference quality assessment of JPEG2000 images [J]. Signal Processing: Image Communication, 2011, 26 (1): 13 – 23.
- [3] B Tomás, Q M Paula. No-reference image quality assessment based on DCT domain statistics [J]. Signal Processing, 2008, 88 (4): 822 – 833.
- [4] S A Golestaneh, D M Chandler. No-reference quality assessment of JPEG images via a quality relevance map [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2014, 21 (2): 155 – 158.
- [5] S Corchs, F Gasparini, R Schettini. No reference image quality classification for JPEG-distorted images [J]. Digital Signal Processing: A Review Journal, 2014, 30: 86 – 100.
- [6] A Serir, F Kerouh, A Beghdadi. No-reference blur image quality measure based on multiplicative multiresolution decomposition [J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2013, 24 (7): 911 – 925.
- [7] A Ciancio, C A Da, et al. No-reference blur assessment of digital pictures based on multifeature classifiers [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2011, 20 (1): 64 – 75.
- [8] R Ferzli, L J Karam. A no-reference objective image sharpness metric based on the notion of Just Noticeable Blur (JNB) [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2009, 18 (4): 717 – 728.
- [9] A Mittal, A K Moorthy, A C Bovik. No-reference image quality assessment in the spatial domain [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2012, 21 (12): 4695 – 4708.
- [10] 董宏平, 刘利雄. 互信息域中的无参考图像质量评价 [J]. 中国图象图形学报, 2014, 19 (3): 484 – 492.
- [11] Dong Hong-ping, Liu Li-xiong. No-reference image quality assessment in mutual information domain [J]. Journal of Image and Graphics, 2014, 19 (3): 484 – 492. (in Chinese)
- [12] L X Liu, B Liu, H C Huang. No-reference image quality assessment based on spatial and spectral entropies [J]. Signal Processing: Image Communication, 2014, 29 (8): 856 – 863.
- [13] Y Zhang, D M Chandler. No-reference image quality assessment based on log-derivative statistics of natural scenes [J]. Journal of Electronic Imaging, 2013, 22 (4): 043025.
- [14] M A Saad, A C Bovik, C Charrier. Blind image quality assessment: A natural scene statistics approach in the DCT domain [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2012, 21 (8): 3339 – 3352.
- [15] A K Moorthy, A C Bovik. Blind image quality assessment: From natural scene statistics to perceptual quality [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2011, 20 (12): 3350 – 3364.
- [16] Y Zhang, A K Moorthy, et al. C-DIIVINE: No-reference image quality assessment based on local magnitude and phase statistics of natural scenes [J]. Signal Processing: Image Communication, 2014, 29 (7): 725 – 747.
- [17] L X Liu, H P Dong, H Huang. No-reference image quality assessment in curvelet domain [J]. Signal Processing: Image Communication, 2014, 29 (4): 494 – 505.
- [18] 贾惠珍, 孙权森, 王同罕. 结合感知特征和自然场景统计的无参考图像质量评价 [J]. 中国图象图形学报, 2014, 19 (6): 859 – 867.
- [19] Jia Hui-zhen, Sun Quan-sen, Wang Tong-han. Blind image quality assessment based on perceptual features and natural scene statistics [J]. Journal of Image and Graphics, 2014, 19 (6): 859 – 867. (in Chinese)
- [20] Y M Li, L M Po, X Y Xu, et al. No-reference image quality assessment using statistical characterization in the shearlet domain [J]. Signal Processing: Image Communication, 2014, 29 (7): 748 – 759.
- [21] H R Sheikh, Z Wang, et al. LIVE image quality assessment database release 2 [OL]. <http://live.ece.utexas.edu/research/quality>, 2004-08-11.
- [22] D L Ruderman. The statistics of natural images [J]. Network Computation in Neural Systems, 1994, 5 (4): 517 – 548.
- [23] N Ponomarenko, V Lukin, et al. TID2008 -a database for evaluation of full-reference visual quality assessment metrics [J]. Advances of Modern Radio Electronics, 2009, 10: 30 – 45.
- [24] E C Larson, D M Chandler. Categorical subjective image

- quality CSIQ database [OL]. <http://vision.okstate.edu/csiq>, 2004-08-11.
- [23] Z Wang, A C Bovik, et al. Image quality assessment: from error visibility to structural similarity [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2004, 13(4): 600 – 612.
- [24] A L Cunha, J P Zhou, M N Do. The nonsubsampled contourlet transform: theory, design, and applications [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2006, 15(10): 3089 – 3101.
- [25] 王相海, 倪培根, 苏欣, 等. 非下采样 Contourlet HMT 模型 [J]. 中国科学: 信息科学, 2013, 43(11): 1431 – 1444.
- Wang Xiang-hai, Ni Pei-gen, Su Xin, et al. The nonsubsampled Contourlet HMT model [J]. CIENTIA SINICA Informationis, 2013, 43(11): 1431 – 1444. (in Chinese)
- [26] A Mittal, R Soundararajan, A C Bovik. Making a ‘completely’ blind image quality analyzer [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2013, 22(3): 209 – 212.
- [27] C C Chang, C J Lin. LIBSVM: a library for support vector machines [J]. ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology, 2011, 27(2): 1 – 27.

作者简介



沈军民 男, 1976 年 6 月出生, 浙江金华人. 2003 年和 2011 年分别在中国计量科学研究院和东华大学获工学硕士和工学博士学位. 现为浙江理工大学讲师, 主要从事图像质量评价、机器视觉及产品检测等方面的研究工作.

E-mail: sjumi1976@163.com



戴文战 男, 1958 年 8 月出生, 浙江台州人. 1982 年、1988 年分别在浙江大学、华东理工大学获工学学士、工学硕士学位. 现为浙江工商大学教授、博士生导师, 主要从事视频图像处理、图像融合与系统工程.

E-mail: dwz@zjgsu.edu.cn



李俊峰 (通信作者) 男, 1978 年 8 月出生, 河南南阳人. 2002 年、2005 年和 2010 年分别在郑州大学、浙江理工大学和东华大学获工学学士、工学硕士和工学博士学位. 现为浙江理工大学副教授、硕士生导师, 主要从事视频图像处理与质量评价、图像融合与目标识别等方面的研究工作.

E-mail: ljf2003@zstu.edu.cn