

结合美学特征的无参考色调映射图像质量评价

刘佳¹, 郁梅^{1,2*}, 姜浩¹, 马华林¹

(1. 宁波大学 信息科学与工程学院, 浙江 宁波 315211;

2. 南京大学 计算机软件新技术国家重点实验室, 江苏 南京 210023)

摘要: 如何对色调映射图像(Tone-mapped Image, TMI)质量进行有效评价是图像处理领域亟待解决的问题. 现有方法仅是低动态范围图像质量评价方法的改进, 并未考虑 TM 图像本身独有的特点. 基于此, 本文提出了一种结合美学特征的 TMI 质量评价方法. 从颜色保真度、色温分布、对比度、黑暗度、自然度 5 个方面出发提取图像的美学特征, 并在梯度域、张量域、高斯差分域和拉普拉斯域提取变换域特征, 利用支持向量回归训练得到质量评价模型. 在 ESPL-LIVE HDR 库上的实验表明, 现有代表性方法的 Spearman 秩相关系数最高为 0.752, 而所提出模型可达 0.766, 与人眼感知结果具有更强的一致性.

关键词: 高动态范围图像; 色调映射图像; 图像质量评价; 美学特征

中图分类号: TN911.73

文献标志码: A

文章编号: 1001-5132 (2018) 06-0012-08

高动态范围(High Dynamic Range, HDR)图像能够准确地显示从阴沉星光到明亮阳光之间的亮度差异, 其亮度范围大约是 $10^{-4} \sim 10^5 \text{ cd} \cdot \text{m}^{-2[1-2]}$, 能带给观看者更真实丰富的视觉体验. 然而, 现有图像处理系统主要使用的是传统的 8 位低动态范围(Low Dynamic Range, LDR)显示设备^[3]. 为使 HDR 图像后向兼容于 LDR 显示设备, 人们提出了将 HDR 图像转换为 LDR 图像的色调映射算子(Tone-Mapping Operator, TMO)^[4]. 理想情况下, 色调映射图像(Tone-Mapped Image, TMI)应该保有原来的结构以及细节信息, 并且颜色等方面的信息没有变化. 但是, 实际情况中图像动态范围的改变会不可避免地引入失真. 正因如此, 现阶段亟需针对 TMI 的质量评价方法(Tone-Mapping Image Quality Assessment, TM-IQA), 以判别 TMI 质量的优劣, 也可作为改进 TMO 的目标函数.

传统的全参考图像质量评价(Image Quality Assessment, IQA)方法是对 2 幅动态范围一致的图像进行的评价. 而 TMI 的原始参考图像是 HDR 图

像, 两者动态范围不一致^[5], 因此传统的全参考 IQA 方法不适用. 对于 LDR 图像的无参考 IQA 方法^[6], 其往往将块效应等失真考虑在内, 提取能反映该失真的特征. 但是, TMI 失真不同于 LDR 图像的失真, 其无明显的块效应失真, 反而颜色失真更为明显. 并且, 传统的无参考 IQA 方法鲜有考虑美学要素的. 虽然无参考 IQA 方法不涉及动态范围不一致的问题, 但考虑到以上两点, 其同样也不适用于 TMI.

Yeganeh 等^[5]通过结合改进的多尺度结构相似度和自然场景统计特性(Natural Scene Statistics, NSS), 提出了一种 TMI 质量指标(Tone Mapped Image Quality Index, TMQI). 这一方法克服了参考图像与失真图像因动态范围不一致而不能直接比较的问题, 具有一定的可参考性. 但是, 从某种程度上来说, 其本质只是 LDR 图像 IQA 方法的改进, 尚未真正考虑 TMI 可能存在的失真情况. 在 TMQI 基础上, Kundu 等^[7]对其进行了改进, 通过加入视觉注意力模型提高了算法的评价性能. 而 Xie 等^[8]

收稿日期: 2017-11-14.

宁波大学学报(理工版)网址: <http://journal.lg.nbu.edu.cn/>

基金项目: 国家自然科学基金(61671258); 浙江省自然科学基金(LY15F010005).

第一作者: 刘佳(1993-), 女, 浙江衢州人, 在读硕士研究生, 主要研究方向: 高动态范围图像技术. E-mail: 2994838645@qq.com

*通信作者: 郁梅(1968-), 女, 江苏无锡人, 博导/教授, 主要研究方向: 多媒体信号处理与通信. E-mail: yumei@nbu.edu.cn

则将稀疏表示用于 TMI 的局部特征提取之中, 同时结合基于 NSS 的全局特征, 提出了一种基于稀疏表示的 TM-IQA 方法. 与此相类似, Nafchi 等^[9]在针对 LDR 图像的 IQA 方法中加入了与 HDR 图像相关的颜色空间转换模型, 并提出了面向 TMI 的特征相似性指标 (Feature Similarity Index for Tone-Mapped Image, FSITM). Gu 等^[10]则从信息保真度、NSS 以及结构完整性 3 个方面对 TMI 的质量进行评价, 提出了无参考的 TMI 质量指标 (Blind Tone-Mapped Image Quality Index, BTMQI), 取得了较好的评价准确性. Kundu 等^[11]提出另一无参考 IQA 方法 HIGRADE, 其结合了空域和梯度域的统计特征, 在多曝光融合图像、TMI、美学后处理图像这 3 类图像的质量预测上都取得了优越的性能. 于 TMI 而言, 这一方法优于之前提到的所有 TM-IQA 算法.

近年来越来越多的专家学者致力于图像美学的研究, 有采用提取低阶美学特征的, 也有利用深度学习等方法的. 图像的美观度在一定程度上会影响人对其质量的评价, 因此有学者将美学这一要素结合到了图像质量评价这一工作中. 顾婷婷^[12]考虑了景深和构图这两大美学要素, 对图像进行了质量评价并优化了其视觉效果, 实验表明其算法评价结果与人眼主观评价的结果有较强的一致性. Jenadeleh 等^[13]将分形维度、图像复杂度、颜色和谐度等美学特征与自然统计特征结合在一起, 亦取得了较好的预测效果. 但是在上文提及的各类 TM-IQA 方法中, 大多还是关注于亮度部分的失真, 鲜少涉及颜色域的失真, 更没考虑美学方面的因素. 虽然大多数 TMO 算法只对亮度域进行压缩, 但亮度的压缩同样会对颜色造成影响. 本文考虑到颜色保真度、对比度失真、色温分布等美学特征, 并辅以梯度域、张量域等变换域特征, 通过支持向量回归 (Support Vector Regression, SVR) 训练得到 TMI 的质量预测模型. 该模型在 ESPL-LIVE HDR 图像库上测验时体现出了较好的性能.

1 结合美学特征的无参考色调映射图像质量评价模型

TMI 既不同于 HDR 图像, 也有别于传统的 LDR 图像, 其亮度范围与 LDR 图像一致, 但是其

在高亮与较暗区域却保留与 HDR 图像可比拟的细节纹理. 并且, TMI 失真不同于传统 LDR 图像失真, 其无明显的块效应, 反而颜色失真比较常见, 这也正是为什么 LDR 图像的 IQA 方法不适用于 TMI 的原因. 图 1 中 3 幅 TMI 均来自 ESPL-LIVE HDR 图像库, 其质量分数依次为 33.1418、44.5123、52.4109. 可以看出, 从上至下图像的颜色失真程度有所减缓, 这与主观打分呈现相同的趋势.

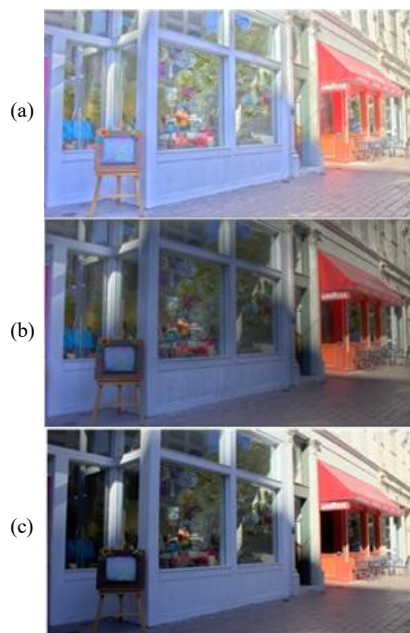


图 1 不同程度颜色失真的 TMI

在色调映射的过程中, 亮度被压缩的同时色域也会受到影响. 因此, 在考虑 TMI 的质量评价问题时, 理应考虑颜色保真度问题. 更准确地说, 应该是把包括颜色保真度的美学问题考虑在内. 基于此, 本文提出了结合美学特征的无参考色调映射图像质量评价这一方法, 框图如图 2 所示. 其中,

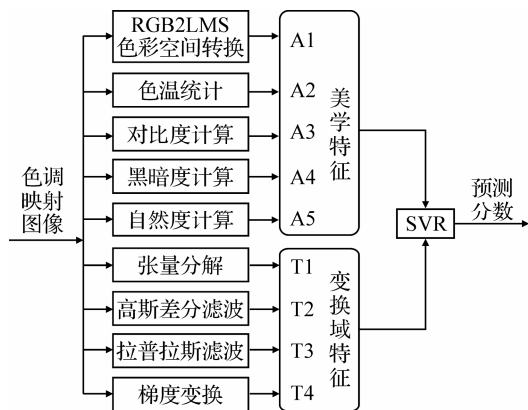


图 2 结合美学特征的无参考色调映射图像质量评价框图

A1~A5 是颜色保真度、色温分布、对比度失真等美学特征, T1~T4 为各变换域的统计特征. 各类特征提取之后, 利用 SVR 训练得到质量预测模型.

1.1 美学特征

HDR 图像经 TMO 之后得到的 TMI, 可能存在颜色失真, 对其评价时需考虑颜色保真度. 美学特征除了从颜色角度出发以外, 还应考虑以下几个方面: 色温的分布会给人以不同的视觉感受; 对比度的失真、自然度的破坏会降低图像的美学质量; 图像的明暗程度也会影响其美学质量. 故而, 本文所提美学特征包括颜色保真度、色温分布、黑暗度、对比度、自然度这 5 个方面.

1.1.1 颜色保真度

对彩色图像的质量评价, 单从亮度出发是不够的, 对于伴有颜色失真的 TMI 而言则更是不完整的. 考虑到颜色不变性描述子对视角的变化、光照强度的变化不太敏感, 相比于亮度更稳健, 将此类颜色不变性描述子定义为颜色保真度.

LMS 颜色空间是一种更趋近于自然感知的色彩空间, 它模仿了人类视网膜中 3 种类型的视锥细胞(L、M、S 视锥细胞)的响应, 这 3 类视锥细胞分别对长、中、短 3 类波长范围的信号比较敏感. Hurvich 等^[14]认为每类视锥细胞都能感受在自然生理上对立的 2 种颜色. 称这种在生理上呈对立状态的现象为拮抗, 拮抗的颜色对有: 红色-绿色, 黄色-蓝色和消色差的白色-黑色. Ruderman 等^[15]收集视锥响应统计的实验数据时发现, 通过将数据

转换至对数域则可得到稳健正交的去相关的 3 个主轴, 分别是消色差的响应($\hat{l}$)和另外 2 个颜色拮抗响应(红-绿 $\hat{\alpha}$, 蓝-黄 $\hat{\beta}$). 用 L、M、S 分别代表 LMS 颜色空间的 3 个组分, 那么对立色彩空间的 3 个主轴定义如下:

$$\hat{l} = (\hat{L} + \hat{M} + \hat{S}) / \sqrt{3}, \quad (1)$$

$$\hat{\alpha} = (\hat{L} + \hat{M} - 2\hat{S}) / \sqrt{6}, \quad (2)$$

$$\hat{\beta} = (\hat{L} - \hat{M}) / \sqrt{2}, \quad (3)$$

其中, $\hat{L}$ 、 $\hat{M}$ 、 $\hat{S}$ 分别是对数域的 L、M、S 经过去均值归一化所得.

$$\hat{L}(i, j) = \frac{\log L(i, j) - \mu_L(i, j)}{\sigma_L(i, j) + 1}, \quad (4)$$

$$\mu(i, j) = \sum_{k=-K}^{k=K} \sum_{l=-L}^{l=L} \omega_{k,l} I(i+k, j+l), \quad (5)$$

$$\sigma(i, j) = \sqrt{\sum_{k=-K}^{k=K} \sum_{l=-L}^{l=L} \omega_{k,l} (I(i+k, j+l) - \mu(i, j))^2}, \quad (6)$$

其中, $\mu_L(i, j)$ 、 $\sigma_L(i, j)$ 分别是 $\log L$ 的均值与方差. $\hat{M}(i, j)$ 、 $\hat{S}(i, j)$ 的定义方式与 $\hat{L}(i, j)$ 相同.

图 3(a)是自然图像, 图 3(b)、(c)、(d)对应图 3(a) LMS 空间的 3 个分量, 图 3(e)是对比度失真的图像, 图 3(f)、(g)、(h)对应图 3(e) LMS 空间的 3 个分量. 可以看出, 自然图像的 $\hat{l}$ 、 $\hat{\alpha}$ 、 $\hat{\beta}$ 的分布符合广义高斯分布(Generalized Gaussian Distribution, GGD), 失真的出现会使得该分布受损. 于是用 GGD 模型来拟合待测图像的 $\hat{l}$ 、 $\hat{\alpha}$ 、 $\hat{\beta}$, 取形状和拟合的标准偏差来衡量其失真程度.

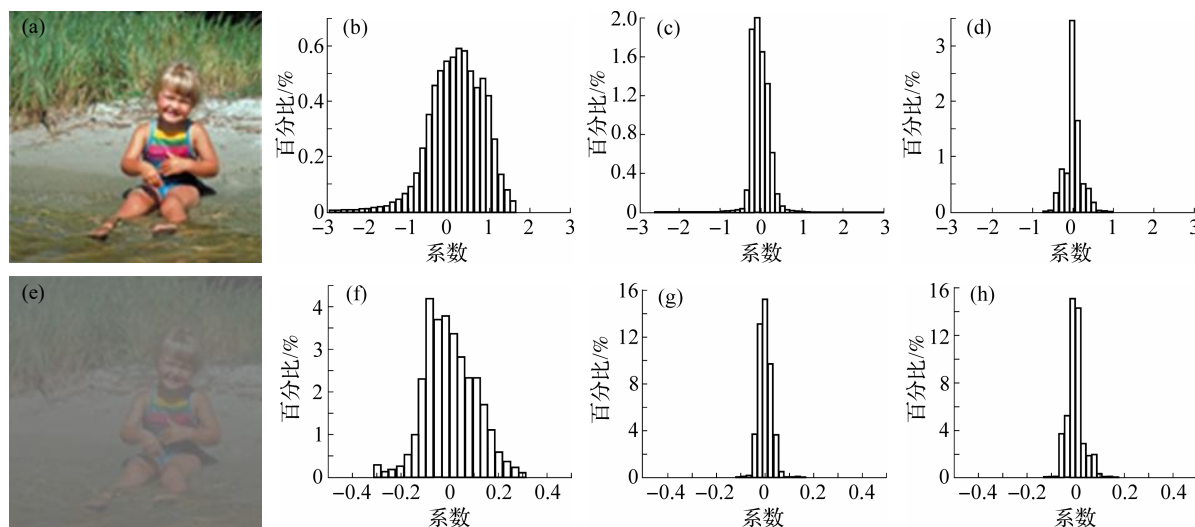


图 3 对立色彩空间各分量统计直方图

1.1.2 相关色温(CCT)

色温是照明光学中用于定义光源颜色的一个物理量, 只表示光源的光谱成分, 而不表明发光强度. 色温高(5 000 K 以上), 表示短波成分多一些, 偏蓝绿色, 光偏冷; 色温低(3 300 K 以下), 表示长波的成分多一些, 偏红黄色, 光偏暖. 光源色温虽然与明暗度不是一个概念, 但色温高低直接影响明暗度与对比度. 高色温光源照射下, 如果亮度不高会给人一种阴气的感觉; 低色温光源照射下, 亮度过高则会给人带来闷热感. 在同一空间使用两种光色差很大的光源, 其对比将会出现层次效果, 光色对比大时, 在获得亮度层次的同时, 又可获得光色的层次. 同时, 色温的高低与人眼对光色的感受有着十分密切的关系. 相关色温^[16]的计算公式如下:

$$T_{cc} = 449n^3 + 3525n^2 + 6823.3n + 5520.33, \quad (7)$$

$$n = \frac{x - 0.3320}{0.1858 - y}, \quad (8)$$

$$x = \frac{X}{X + Y + Z}, \quad (9)$$

$$y = \frac{Y}{X + Y + Z}, \quad (10)$$

其中, X 、 Y 、 Z 是 XYZ 空间的各坐标值. 用以上公式计算得到待测图像的相关色温图, 然后对该图作 5-bin 直方图统计, 所得的 5 个频率值作为衡量相关色温分布的统计特征值.

1.1.3 黑暗度

若是一幅图像整体较为昏暗, 人的主观感受就不太好. 从摄影学得到启发, 将图像自上而下平均划分为 3 个区域, 分别计算出每个区域以及整体图像中亮度小于 50 的部分所占据的比例, 以此作为黑暗度的衡量.

1.1.4 对比度

当信号进入人眼的时候, 人眼捕捉的不是其绝对亮度或者色度, 而是其对比度^[17]. 本文采用 RMS (Root Mean Square) 对比度和 Michelson 对比度来表征该色调映射图像的对比度. 在亮度通道上计算其对比度反映了图像的清晰度, 对比度高的图像相对更清晰. 为了反应图像色彩的丰富程度, 则在色调与色饱和度通道上也计算对比度. Michelson 对比度(C_M)和 RMS 对比度(C_{RMS})的计算式为:

$$C_M = \frac{I_{\max} - I_{\min}}{I_{\max} + I_{\min}}, \quad (11)$$

$$C_{RMS} = \sqrt{\frac{1}{MN} \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{M-1} (I_{ij} - \bar{I})^2}, \quad (12)$$

其中: M 、 N 代表图像的长和宽; $\bar{I}$ 代表像素均值; $I_{\max}$ 、 $I_{\min}$ 分别表示最大与最小像素值.

1.1.5 自然度

高质量的 TMI 不仅要忠实地保留原 HDR 图像的结构, 而且必须看起来很自然. 有专家专门对 TMI 主观评价的自然性进行了研究, 提供了关于图像自然度和图像亮度、对比度、颜色再生、可见性、细节再现等不同属性之间关系的相关信息. 实验结果表明, 在被测试的图像属性中, 亮度与对比度和图像自然度之间的联系最为紧密, 于是在此基础上建立了自然度的统计模型.

该模型^[10]使用 3 000 幅不同自然场景的图像, 求出每幅图像的均值与标准差. 而均值、标准差分别能够与高斯概率密度函数和 Beta 概率密度函数很好地拟合. 两个概率密度函数计算依次如下:

$$P_m(m) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp\left\{-\frac{m - \mu_m}{2\sigma_m^2}\right\}, \quad (13)$$

$$P_d(d) = \frac{(1-d)^{\beta_d-1} d^{\alpha_d-1}}{B(\alpha_d, \beta_d)}, \quad (14)$$

其中, $B(\cdot)$ 是 Beta 函数, 模型的参数设置为 $\mu_m = 115.94$, $\sigma_m = 27.99$, $\alpha_d = 4.4$, $\beta_d = 10.1$. 统计自然度由二者的联合概率分布来定义:

$$N = P_m P_d / K, \quad (15)$$

其中, K 是随着 P_m 和 P_d 改变的标准化因子, $K = \max\{P_m, P_d\}$.

这一模型虽不够全面, 但计算简单, 在复杂度以及准确性之间作了适当的折衷.

1.2 变换域特征

1.2.1 梯度域特征

图像梯度包含许多重要的信息, 比如边缘的分布, 局部对比度的变化等. 它们在 IQA 中被广泛使用, 因为它们能够捕获失真图像中局部结构的变化. 此外, 许多 HDR 处理算法, 如色调映射和多曝光融合算法, 修改了多曝光堆栈的图像梯度, 从而得到更高阶对比度的融合图像. 梯度图由图像与 Sobel 算子卷积得到. 在本文中, 用一个较小的阈值 $T(=0.05)$ 来对梯度幅值进行划分, 进而提取图

像的主要结构. 继而计算 X 的均值, 以此来衡量 TMI 相对的结构保留程度.

$$X(g) = \begin{cases} 1, & G(g) \geq T, \\ 0, & \text{其他.} \end{cases} \quad (16)$$

σ 场先前已被证明能够提供有效的质量感知的 NSS 特征. 如(6)式所示, 求出梯度域的 σ 场, 再从中提取特征 Φ_σ 和 Ψ_σ (分别是平均值和变异系数倒数的平方), 计算式如下:

$$\Phi_\sigma = \frac{1}{MN} \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} \sigma(i, j), \quad (17)$$

$$\sum_{\sigma}(i, j) = \sqrt{\sum_{k=0}^{M-1} \sum_{l=0}^{N-1} (\sigma(i+k, j+l) - \Phi_\sigma)^2}, \quad (18)$$

$$\Psi_\sigma = \left(\frac{\Phi_\sigma}{\sum_{\sigma}} \right)^2. \quad (19)$$

1.2.2 其他变换域特征

将图像转换至张量域^[18], 在其第一特征图上提取均值、方差、峰度以及斜度等统计特征. 在第二特征图以及第三特征图上提取信息熵.

高斯差分滤波器(Difference of Gaussian, DOG)定义式为:

$$D_G = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \left(\frac{1}{\sigma_1} e^{-\frac{(x^2+y^2)}{2\sigma_1^2}} - \frac{1}{\sigma_2} e^{-\frac{(x^2+y^2)}{2\sigma_2^2}} \right), \quad (20)$$

其中 $\sigma_2 = 1.5\sigma_1$. 这是一较好的仿生模型, 其模拟了视觉处理各个阶段的中心-环绕、兴奋-抑制等过程, 这与视网膜神经节细胞的多尺度感受野十分类似. 在经 DOG 滤波的图像上提取 GGD 模型拟合的参

数特征以及统计特征. 在拉普拉斯变换域, 提取与 DOG 域类似的特征.

2 实验结果与分析

2.1 ESPL-LIVE HDR 图像库

本文算法的有效性验证是在 ESPL-LIVE HDR 图像质量数据库的 TMI 上实现的. 该库由德克萨斯大学奥斯汀分校的 Kundu、Bovik 等建立. 其图像是在相当大的语料库使用各种 HDR 处理算法处理得到的. 该数据库包含 1811 个经 HDR 处理算法处理过的图像, 它们来自 605 个高质量的包括白日与黑夜、室内与室外各类 HDR 场景. 其中有 747 幅 TMI, 分别通过 4 种典型的 TMO 映射(Ward、Fattal、Durand 和 Reinhard)得到.

该图像库包含主观质量评价分数. 主观评分的参与者有 5462 人, 其中部分不符合标准的评分被舍去. 图 4 所示为该库中的部分 TMI. 可以看出, 该库中 TMI 存在包括颜色失真在内的多种类型失真. TMO 不仅使图像亮度发生改变, 其颜色也会产生相应的变化, 这一点在该库中有比较好的体现.

2.2 实验参数的确定

在评价模型回归训练的过程中, 我们采用了 SVR 来进行训练与测试. 在训练过程中, 首先将 ESPL-LIVE HDR 图像库中的 TMI 分为 2 个子集. 其中, 第一部分为训练图像, 包含了数据库中 TMI 的 $t\%$ (共 $747 \times t\%$ 幅图像), 余下的 $1-t\%$ TMI 则作为测试图像. 将训练图像的特征以及各图像对应的



图 4 ESPL-LIVE HDR 图像库中部分色调映射图像

主观分值作为支持向量机的输入, 由此训练出多维特征与一维分值之间的一个非线性的映射模型. 具体训练是通过非线性变换将实际问题转换到高维的特征空间, 在高维空间中构造线性决策函数来实现原空间中的非线性决策函数. 在测试阶段, 同样将测试图像的特征作为输入, 然后根据已经得到的映射模型得到该图像对应的预测分值.

为了验证本文所提出的 TM-IQA 的有效性, 选取了 3 个性能指标用于衡量评价方法, 分别为 Pearson 线性相关系数(Pearson Linear Correlation Coefficient, PLCC), Spearman 秩相关系数(Spearman Rank Order Correlation Coefficient, SROCC)以及均方根误差(Root Mean Square Error, RMSE). 其中, PLCC/RMSE 和 SROCC 分别用以衡量评价方法的准确性和单调性, 在理想情况下 PLCC 与 SROCC 为 1, RMSE 为 0. 换言之, PLCC 和 SROCC 指标越高, 也就是越接近于 1, RMSE 越接近于 0, 就代表该质量评价方法的性能越好. 为了使本文数据更为准确可靠, 随机重复 1 000 次之前的训练-测试过程, 并将这 1 000 次测试所得指标的中值作为最终的性能指标.

2.3 实验结果与分析

表 1 中列举了各项特征所取得的性能指标, 其中, A 代表所有美学特征, T 代表所有变换域特征, Proposed-1 代表的是美学特征加上梯度域特征所

表 1 各类特征性能对比

特征	PLCC	SROCC	RMSE
A1	0.591 1	0.583 7	8.338 3
A2	0.632 0	0.601 1	7.981 4
A3	0.616 5	0.608 1	8.215 8
A4	0.599 8	0.596 1	8.671 0
A5	0.609 8	0.586 8	8.219 4
T1	0.521 6	0.520 6	9.134 0
T2	0.480 0	0.463 8	9.065 0
T3	0.560 1	0.578 1	8.520 9
T4	0.492 6	0.478 2	9.191 6
T	0.762 2	0.725 5	6.605 2
A	0.763 6	0.754 9	6.646 3
Proposed-1	0.778 0	0.768 9	6.534 4
Proposed-2	0.790 7	0.765 6	6.287 2

得的结果, Proposed-2 是所有文中美学特征以及变换域特征共同作用所得的结果. 从表中可以发现, 各项美学特征如颜色保真度、对比度、色温、黑暗度以及自然度的 SROCC 均达到了 0.6 左右, 比一般变换域特征的性能都要好. 所有美学特征总的 SROCC 达到 0.754 9, 而变换域特征的 SROCC 则是 0.725 5. 由此可见, 美学特征较好地体现了 TMI 的属性. 在做 TMI 的 IQA 时, 很有必要考虑美学相关的特征.

在进行对比试验之前, 先通过实验验证了该方法对于回归模型训练过程中训练数据集容量的独立性. 表 2 给出了对应的实验结果, 即使训练图像集的容量降到了整个图像集的 60%, 本文方法 proposed-2 的 SROCC 依然能达到 0.75 以上, 这也证明了本文所提方法对于训练数据集容量大小的鲁棒性.

表 2 不同训练集大小对应的质量预测性能

n/%	PLCC	SROCC	RMSE
60	0.750 8	0.752 1	6.762 8
70	0.773 7	0.759 1	6.730 3
80	0.790 7	0.765 6	6.287 2
90	0.792 3	0.765 8	6.238 5

在对比实验中, 选择了两类无参考图像质量评价方法作为比较对象. 其中一类是传统的无参考 LDR 图像质量评价方法, 分别为 BRISQUE^[19]、BLINDS-II^[20]、C-DIVINE^[21]、DIVINE^[22]、CurveletQA^[23]和 GM-LOG^[24]. 另一类则是面向 TMI 的无参考 IQA 方法 BTMQI 和 HIGRADE. 各方法所采取的 pooling 策略均是 SVR, 测试库是 ESPL-LIVE HDR 图像库的 TMI.

表 3 中数据均源自文献[11], Proposed-1 与 Proposed-2 的指标均高于其他方法. 区别于普通 LDR 图像, TMI 有自身独有的特点, 颜色失真就是比较明显的一类. 而上述 8 类方法均未很好地考虑到这一点. 而本文采用了包含颜色保真度、色温分布、对比度失真、黑暗度、自然度的美学特征, 较好地体现了 TMI 的图像属性, 在原理层面更为完整. 实验结果也证明了本文算法比现有的无参考 IQA 方法更加准确而有效, 与人的主观评价结果更为一致.

表3 各类无参考 IQA 方法性能对比

模型	方式	PLCC	SROCC	RMSE
BRISQUE ^[19]	LDR	0.370	0.340	9.535
BLIINDS-II ^[20]	LDR	0.442	0.412	9.330
C-DIIVINE ^[21]	LDR	0.453	0.453	9.167
DIIVINE ^[22]	LDR	0.530	0.523	8.805
CurveletQA ^[23]	LDR	0.623	0.584	8.177
GM-LOG ^[24]	LDR	0.562	0.549	8.632
BTMQI ^[10]	TM	0.746	0.704	6.813
HIGRADE-1 ^[11]	TM	0.764	0.728	6.711
HIGRADE-2 ^[11]	TM	0.777	0.752	6.643
Proposed-1	TM	0.778	0.769	6.534
Proposed-2	TM	0.791	0.766	6.287

3 结论

本文提出了一种结合美学特征与变换域特征的 TMI 质量评价方法, 所提取的美学特征包括基于 LMS 空间的颜色保真度、对比度失真、色温分布、黑暗度衡量和自然度统计; 所采用变换域特征则包括梯度域特征、张量域特征、DOG 特征以及 Laplacian 特征. 最后采用经典 pooling 策略得到 TMI 质量预测模型. 在 ESPL-LIVE HDR 图像库上进行实验, Pearson 线性相关系数可达 0.791, Spearman 秩相关系数可达 0.766, 而均方根误差则为 6.287. 实验表明, 所提出模型性能优于传统的无参考 LDR 图像 IQA 方法和现有的无参考 TM-IQA 方法, 且与人眼感知结果的一致性更强.

本文所提出模型主要贡献在于美学特征, 但对于高动态范围高亮区域与较暗区域的特征应该得到进一步关注, 以获取更具价值的特征; 此外, 所用的聚合策略(pooling)是经典的支持向量回归模型, 可以考虑用深度学习的方法, 以进一步提高评价性能.

参考文献:

- [1] Chen H, Zhu R, Li M C, et al. Pixel-by-pixel local dimming for high-dynamic-range liquid crystal displays [J]. Optics Express, 2017, 25(3):1973-1984.
- [2] Artusi A, Mantiuk R K, Richter T, et al. JPEG XT: A compression standard for HDR and WCG images[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2016, 33(2):118-124.
- [3] Ma K, Yeganeh H, Zeng K, et al. High dynamic range

image tone mapping by optimizing tone mapped image quality index[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2015, 24(10):3086-3097.

- [4] Neelima N, Adithya G, Avinash D, et al. Tone mapping operators for conversion of HDR images to LDR[J]. IUP Journal of Electrical & Electronics Engineering, 2016, 9(2):103-115.
- [5] Yeganeh H, Wang Z. Objective quality assessment of tone-mapped images[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2013, 22(2):657-67.
- [6] 何美伶, 郁梅. 基于双目融合与竞争的无参考立体图像质量评价方法[J]. 宁波大学学报(理工版), 2016, 29(4):50-55.
- [7] Kundu D, Evans B L. Visual attention guided quality assessment of tone-mapped images using scene statistics[C]. IEEE International Conference on Image Processing, 2016:96-100.
- [8] Xie L, Zhang X, Wang S, et al. Quality assessment of tone-mapped images based on sparse representation[C]. IEEE International Symposium on Circuits and Systems, 2016:2218-2221.
- [9] Nafchi H Z, Shahkolaei A, Moghaddam R F, et al. FSITM: A feature similarity index for tone-mapped images[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2014, 22(8):1026-1029.
- [10] Gu K, Wang S, Zhai G, et al. Blind quality assessment of tone-mapped images via analysis of information, naturalness, and structure[J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2016, 18(3):432-443.
- [11] Kundu D, Ghadiyaram D, Bovik A C, et al. Large-scale crowdsourced study for tone mapped HDR pictures[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2017, 26(10):4725-4740.
- [12] 顾婷婷. 结合美学的图像质量评价及优化[D]. 南京: 南京大学, 2013.
- [13] Jenadeleh M, Masaeli M M, Moghaddam M E. Blind image quality assessment based on aesthetic and statistical quality-aware features[EB/OL]. [2017-09-14]. <https://doi.org/10.1117/1.JEI.26.4.043018>.
- [14] Jraissati Y, Douven I. Does optimal partitioning of color space account for universal color categorization? [EB/OL]. [2017-09-21]. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0178083>.
- [15] Li B, Xiong W, Hu W, et al. Multi-cue illumination estimation via a tree-structured group joint sparse representation[J]. International Journal of Computer Vision, 2016, 117(1):21-47.
- [16] McCamy C S. Correlated color temperature as an explicit

- function of chromaticity coordinates[J]. Color Research & Application, 2010, 17(2):142-144.
- [17] Gu K, Lin W, Zhai G, et al. No-reference quality metric of contrast-distorted images based on information maximization[J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2016, 47(12):4559-4565.
- [18] Kaya O, Uçar B. High performance parallel algorithms for the tucker decomposition of sparse tensors[C]. International Conference on Parallel Processing, 2016: 103-112.
- [19] 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.
- [20] 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.
- [21] Zhang Y, Moorthy A K, Chandler D M, 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.
- [22] 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.
- [23] 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.
- [24] Xue W, Mou X, Zhang L, et al. Blind image quality assessment using joint statistics of gradient magnitude and Laplacian features[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2014, 23(11):4850-4862.

No-reference image quality evaluation of tone-mapped images based on aesthetic characteristics

LIU Jia¹, YU Mei^{1,2*}, JIANG Hao¹, MA Hua-lin¹

(1.Faculty of Information Science and Engineering, Ningbo University, Ningbo 315211, China;

2.State Key Laboratory for Novel Software Technology, Nanjing University, Nanjing 210023, China)

Abstract: How to effectively evaluate the Tone-Mapped Image (TMI) has become much-needed subject worth probing in the field of image processing. The existing method offers only improvement of the low dynamic range image quality evaluation method without considering the unique characteristics of the TMI itself. To tackle this weakness, in this paper a TMI quality evaluation method is proposed which takes the aesthetic features into consideration. The aesthetic features of the image are extracted from five indices: color fidelity, color temperature distribution, contrast, darkness, and naturalness. The transform domain features are extracted from the domains of the gradient, tensor, difference of Gaussian, and Laplacian. Based on the feature extraction, the quality evaluation model is trained through support vector regression. Experimental results by applying to the ESPL-LIVE HDR Image Database show that the Spearman rank correlation coefficient of the proposed model can reach 0.766 comparing with the other existing methods being no greater than 0.752, which indicates that the proposed model is in better agreement with the results given by human eye perception.

Key words: high dynamic range image; tone-mapped image; image quality assessment; aesthetics characteristics

(责任编辑 韩 超)