

颜色通道下的无参考图像质量评价

乔子昂*, 刘涛**

中国计量大学光学与电子科技学院, 浙江 杭州 310018

摘要 无参考图像质量评价是近年来的研究热点,目前常用的评价算法都是从灰度空间提取特征。为了增加颜色通道信息对图像质量的反馈,分别提取了 RGB(Red, Green, Blue)、LAB(Luminosity, A, B)、HSV(Hue, Saturation, Value)颜色空间中各通道下的亮度去均值对比度归一化(MSCN)系数,并用非对称广义高斯分布模型(AGGD)拟合。对拟合得到的 MSCN 系数统计特征,用梯度提升回归算法训练,得到无参考图像质量评价模型,并将各颜色通道训练模型和灰度空间训练模型的预测分数与主观评分进行比较。结果表明,相比灰度空间,部分颜色通道下的无参考图像质量评价模型的单调性、主客观一致性、稳定性都有一定提升,用 RGB_B 通道下提取的特征训练的模型性能最好, Pearson 相关系数从 0.63 提升到 0.70。

关键词 无参考图像质量评价; 去均值对比度归一化系数; 颜色通道; 梯度提升回归

中图分类号 TP391

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP57.121101

Non-Reference Image Quality Evaluation in Color Channel

Qiao Ziang*, Liu Tao**

College of Optics and Electronics, China Jiliang University, Hangzhou, Zhejiang 310018, China

Abstract Non-reference image quality evaluation is a research hotspot in recent years. At present, the commonly used evaluation algorithms are extracting features from gray space. In order to increase the reflection of the color channel information on the image quality, the mean subtracted contrast normalized (MSCN) coefficients of each channel in the RGB(Red, Green, Blue), LAB(Luminosity, A, B), and HSV(Hue, Saturation, Value) color spaces are extracted, respectively, and fitted through asymmetric generalized Gaussian distribution model. The statistical features of the fitted MSCN coefficients are trained by gradient boosting regression algorithm to obtain a non-reference image quality evaluation model. The predicted scores of each color channel training model and gray space training model are individually compared with subjective scores. The results show that the monotonicity, subjective and objective consistency, and stability of the non-reference image quality evaluation model under some color channels are improved to some extent compared to the gray space. The model trained with the features extracted under the RGB_B channel has the best performance, Pearson related coefficient increases from 0.63 to 0.70.

Key words non-reference image quality assessment; mean subtracted contrast normalized coefficient; color channel; gradient boosting regression

OCIS codes 110.3000; 100.2000; 100.2960; 200.3050

1 引言

随着信息技术的发展,数字图像的应用越来越广泛,对图像质量评价的研究也逐渐增多^[1]。现有的图像质量评价算法可分为全参考(FR)、部分参考(RR)和无参考(NR)评价算法,传统的 FR 和 RR 评价算法,需要确定原始图像信息,应用范围较小。而

NR 评价算法不需要以原始图像作为参考,应用较为广泛。现有的 NR 图像质量评价算法主要分为针对特定失真类型的评价算法和通用型评价算法。针对特定失真类型的图像质量评价算法,如针对块效应、高斯白噪声^[2]、JPEG/JPEG2000^[3]、对比度^[4]、高斯模糊^[5]算法,实用性较低。在实际拍摄中,由于图像的失真类型不能事先确定,而通用型 NR 图像

收稿日期: 2019-09-24; 修回日期: 2019-10-25; 录用日期: 2019-10-30

* E-mail: shammgod@126.com; ** E-mail: optiicmcu@cjlu.edu.cn

质量评价算法对失真类型没有限制,因此在相关领域得到了广泛应用。

通用型 NR 图像质量评价算法,主要是基于自然场景统计特征(NSS)的算法。Moorthy 等^[6]提出了无参考图像质量指标(BIQI)算法,利用图像中的 NSS 判断图像包含的失真类别和相应的概率,然后针对不同失真类别的评价算法计算图像分数。Moorthy 等^[7]在 BIQI 算法的基础上提出了基于失真识别的图像真实性和完整性评价(DIIVINE)算法,利用可控金字塔^[8]进行小波分解,提取图像的归一化小波系数统计特征^[9],然后利用支持向量机(SVR)建立特征模型。Li 等^[10]使用四元数小波变换分解立体图像的左右视图,获得去均值对比度归一化(MSCN)系数,并对图像质量进行评价。Huang 等^[11]利用小波变换分解重构立体图像的左右视图,提出了一种基于图像融合的 NR 立体图像质量评价算法。Saad 等^[12]提出了基于离散余弦变换域统计特性的图像完整性评价(BLIINDS)算法,以及改进的 BLIINDS-II 算法^[13]。Mittal 等^[14]提出了盲/无参考图像空间质量评价(BRISQUE)算法,提取图像的空域特征,通过计算灰度空间像素的归一化亮度^[15],利用其统计特性进行建模,对图像的整体质量进行评价。Mittal 等^[16]还在 BRISQUE 算法的基础上,提出了自然图像质量评价算法(NIQE),假设无失真的自然图像满足某种统计特性,利用人眼对对比度较高的区域更敏感的特点,在图像中对对比度显著区域建立模型。该算法不需要图像的主观评价分数,利用多元高斯模型(MVG)评价图像质量。Zhu 等^[17]基于清晰度和噪声,建立了一种图像质量评价模型,给出了一套图像质量评价指标。Hou 等^[18]提出了一种从语言描述方面进行 NR 图像质量评价的算法。随着神经网络的发展,结合神经网络的图像质量评价算法也越来越多^[19-22],同时开始了一些针对图像美学性的评价研究,美学分析方法主要将图像粗略地分为好和坏,Kong 等^[23]建立了美学属性数据库(AADB),通过卷积神经网络(CNN)训练发现,统一模型可以产生更符合人类评级的美学排名;Talebi 等^[24]利用深度 CNN,提出了基于图像分类器的图像质量和美学预测架构,用预测的平均分对图像进行排名。Xue 等^[25]提出了基于 3 类图像特征向量的高光谱超分图像质量评价算法。

传统的通用型 NR 图像质量评价算法,大都是在灰度空间中提取图像的统计特征,而人眼看到的

图像是彩色的。因此本文将 BRISQUE 算法在灰度空间中提取 MSCN 系数统计特征的方法应用到 RGB(Red, Green, Blue)、HSV(Hue, Saturation, Value)、LAB(Luminosity, A, B)颜色空间中,提取各颜色通道的 MSCN 系数统计特征,并通过梯度提升回归(GBR)算法训练得到图像质量评价模型,取得了理想的效果。实验结果表明,与灰度空间图像质量评价模型相比,RGB 空间蓝色通道(RGB_B)图像质量评价模型在稳定性和主客观一致性的提升较大,Pearson 相关系数从 0.63 提升到 0.70,可对传统图像质量评价算法进行补充和提升。

2 特征提取、图像质量评价模型和模型评价

2.1 各颜色通道的 MSCN 系数统计特征提取

Ruderman 等^[15]认为图像的失真会改变归一化亮度高斯系数的某些统计特性,可提取归一化亮度利用统计系数特征预测图像质量。Mittal 等^[14]将图像亮度系数进行归一化,假设图像的尺寸为 $W \times V$,亮度为 $I(i, j)$,则 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, $i \in \{1, 2, \dots, W\}$, $j \in \{1, 2, \dots, V\}$, $\mu(i, j)$ 为高斯滤波的结果, $\sigma(i, j)$ 为标准差, C 为防止图像平坦时分母接近 0 取值不稳定的常数,实验取 $C=1$ 。

$$\mu(i, j) = \sum_{k=-K}^K \sum_{l=-L}^L \omega_{k,l} I_{k,l}(i, j), \quad (2)$$

式中, $I_{k,l}(i, j)$ 为高斯滤波前的图像亮度。

$$\sigma(i, j) = \sqrt{\sum_{k=-K}^K \sum_{l=-L}^L \omega_{k,l} [I_{k,l}(i, j) - \mu(i, j)]^2}, \quad (3)$$

式中, $\omega = \{\omega_{k,l} | k = -K, \dots, K, l = -L, \dots, L\}$ 为高斯卷积窗口,窗口大小为 $K \times L$,实验中设置 $K = L = 7$ 。

采用非对称广义高斯分布(AGGD)模型拟合 $\hat{I}(i, j)$ 组成 18 维特征

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

式中, Γ 为 Gamma 函数, α 为形状参数, σ^2 为方差。

$$\beta = \sigma \sqrt{\frac{\Gamma\left(\frac{1}{\alpha}\right)}{\Gamma\left(\frac{3}{\alpha}\right)}}, \quad (5)$$

$$\Gamma(\alpha) = \int_0^{\infty} t^{\alpha-1} \exp(-t) dt, \alpha > 0. \quad (6)$$

由于人眼视觉具有多尺度特性,因此在两个尺度下分别提取 18 维 MSCN 系数统计特征更为合理。将图像缩小一半提取 MSCN 系数统计特征,一共提取 36 维度特征。Mittal 等^[14]是在灰度空间提取的 MSCN 系数统计特征,没有研究图像彩色信息对人眼的影响,而实验提取了 RGB、HSV、LAB 三种颜色空间中不同颜色通道下的 MSCN 系数统计特征。

2.2 基于 GBR 训练得到无参考图像质量评价模型

Valiant^[26]提出了强可学习和弱可学习的概念, Freund 等^[27]证明了弱可学习和强可学习是等价的,即可通过集成学习的方法将一组弱可学习转化为一个强可学习。实验采用 GBR 算法产生的强学习器是一组弱学习器的线性组合,采用最速下降法(SDM)寻找最优解,通过迭代的方式减小误差,使预测值和样本真实值最为接近。GBR 算法的步骤如下^[28]。

给定训练集为 $\{x_r, y_r\}_r^N$, 假设学习器为

$$F_m(x) = \sum_{m=0}^M \beta_m h(x; a_m), \quad (7)$$

式中, h 为给定结构的弱学习类型, a_m 为弱学习器的方向参数, β_m 为弱学习器的权重, M 为弱学习器个数。

初始化模型为

$$F_0(x) = \operatorname{argmin}_{\rho} \sum_{r=1}^N L(y_r, \rho), \quad (8)$$

式中, N 为训练样本个数, L 为损失函数, $\operatorname{argmin}_{\rho}$ 为使 $F_0(x)$ 最小时 ρ 的取值。

梯度函数为

$$g_m(x_r) = \frac{\partial L[y_r, F_{m-1}(x_r)]}{\partial F_{m-1}(x_r)}, r = 1, \dots, N. \quad (9)$$

前进方向为

$$a_m = \operatorname{argmin}_{a, \beta} \sum_{r=1}^N [-g_m(x_r) - \beta h(x_r; a)]^2, \quad (10)$$

式中, $\operatorname{argmin}_{a, \beta}$ 为使 a_m 最小时 a, β 的取值。最优前进步长为

$$\rho_m = \operatorname{argmin}_{\rho} \sum_{r=1}^N L[y_r, F_{m-1}(x_r) + \rho h(x_r; a_m)]. \quad (11)$$

得到新的 F_m 为

$$F_m(x) = F_{m-1}(x) + \rho_m h(x; a_m). \quad (12)$$

第 M 步得到的 $F_M(x)$ 函数就是最终的强学习器,即图像质量的评价模型,将提取的 36 维 MSCN 系数统计特征代入该模型,预测图像得分。

2.3 图像质量评价性能标准

通过对比各个颜色通道训练模型预测的图像分数,结合 Pearson 相关系数,分析各个颜色通道图像质量评价模型的优劣。Pearson 相关系数用来衡量预测分数与主观分数的一致性,记为 r ,取值范围为 $[-1, 1]$,当 $r > 0$ 时,表明预测分数和主观分数正相关;当 $r < 0$ 时,表明预测分数和主观分数负相关, r 的绝对值越大表明相关性越强。

$$r = \frac{\sum_{v=1}^n (s_v - \bar{s})(q_v - \bar{q})}{\sqrt{\sum_{v=1}^n (s_v - \bar{s})^2} \sqrt{\sum_{v=1}^n (q_v - \bar{q})^2}}, \quad (13)$$

式中, s_v, \bar{s} 分别为主观数据及其均值, q_v, \bar{q} 分别为非线性拟合数据及其均值。

3 实验

3.1 颜色通道下的 MSCN 系数分布特性

图像失真会使图像在灰度空间的 MSCN 系数统计特征发生改变,可通过计算 MSCN 系数变化量对图像质量进行评价。为验证图像的失真在颜色空间中对 MSCN 系数的影响,从 TID2013 数据集中选取同一场景下 5 幅不同失真类型的图像(如图 1 所示)和 5 幅不同失真级别的加性高斯噪声图像(如图 2 所示)。得到 10 幅图像在 HSV 三通道下的 MSCN 系数统计分布图,分别如图 3、图 4 所示,其中 type 1~type 5 分别为加性高斯噪声、色彩分量上的加性噪声、空间位置相关噪声、掩蔽噪声、高频噪声。图 3 为 HSV 三通道和灰度空间下 5 幅不同失真类型图像的 MSCN 系数统计分布,可以看出在 H、S、V 三个通道中,不同失真图像的 MSCN 系数分布变化不同。图 4 为 HSV 三通道和灰度空间下 5 幅不同失真级别图像的 MSCN 系数统计分布,可以看出,同一通道下, MSCN 系数的统计分布随失真强度的变化而变化,这表明可通过颜色空间中的 MSCN 系数评价图像的失真类型和失真级别,进而评价图像质量。

综上所述,在颜色空间各个通道中,失真会导致各通道提取的 MSCN 系数分布发生变化,因此可以利用颜色通道提取的 MSCN 系数特征评价图像质量。



图 1 5 幅不同失真类型的图像。(a) 加性高斯噪声; (b) 色彩分量上的加性噪声; (c) 空间相关噪声; (d) 掩蔽噪声; (e) 高频噪声
 Fig. 1 Five images of different distortion types. (a) Additive Gaussian noise; (b) additive noise in color component; (c) spatially correlated noise; (d) masked noise; (e) high frequency noise



图 2 5 幅不同失真级别的加性高斯噪声图像。(a)~(e) 1~5 级
 Fig. 2 Five additive Gaussian noise images of different distortion levels. (a)~(e) Level 1~5

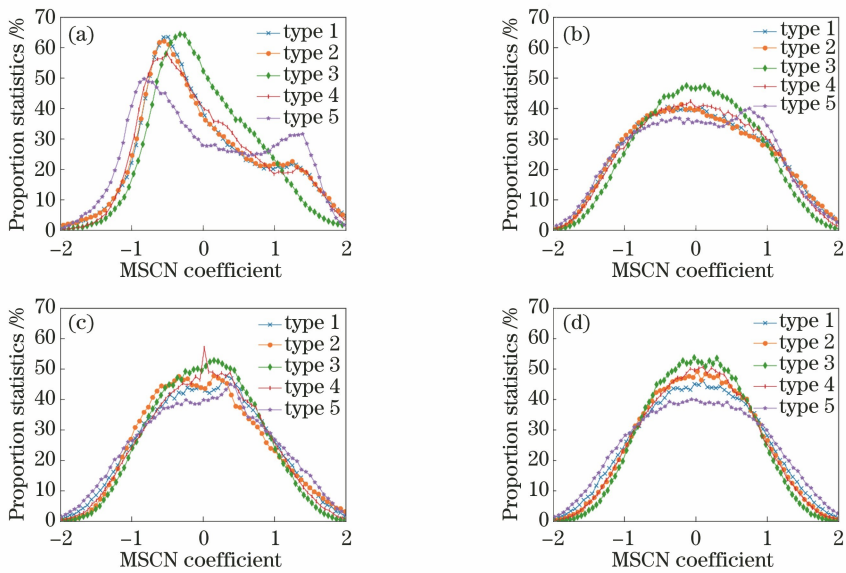


图 3 5 幅不同失真类型图像的 MSCN 系数分布。(a) HSV_H 通道; (b) HSV_S 通道; (c) HSV_V 通道; (d) 灰度空间
 Fig. 3 MSCN coefficient distribution of 5 images with different distortion types. (a) HSV_H channel; (b) HSV_S channel; (c) HSV_V channel; (d) gray space

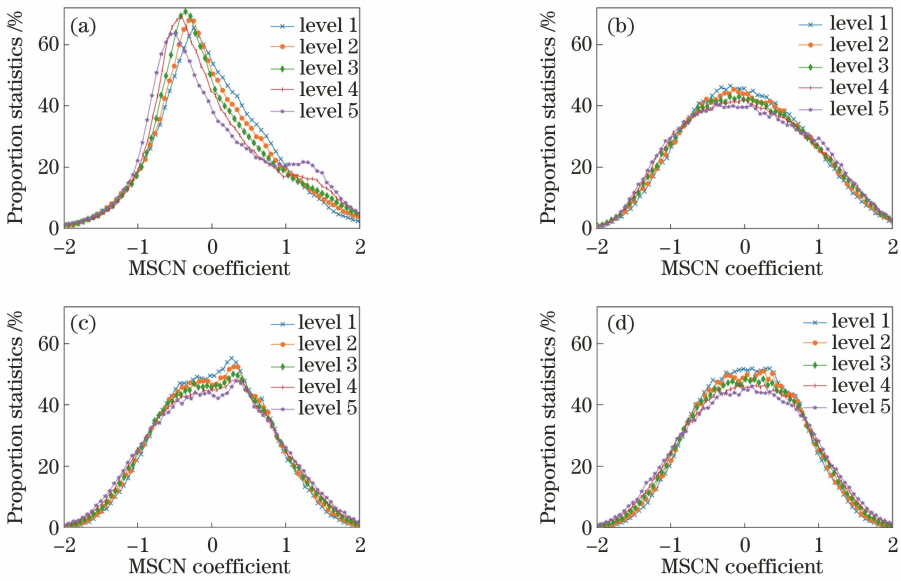


图 4 5 幅不同失真级别图像的 MSCN 系数分布。(a) HSV_H 通道;(b) HSV_S 通道;(c) HSV_V 通道;(d) 灰度空间
 Fig. 4 MSCN coefficient distribution of 5 images with different distortion levels. (a) HSV_H channel; (b) HSV_S channel; (c) HSV_V channel; (d) gray space

3.2 颜色通道下提取图像特征构建图像质量评价模型

为改善传统算法中缺少对图像彩色信息提取的问题,分别提取了 RGB、HSV、LAB 等颜色空间中各颜色通道下的 MSCN 系数特征,并用机器学习 GBR 算法训练的各颜色通道对应的图像质量评价模型。以 RGB_R 颜色通道为例,提取该通道的 MSCN 系数统计特征训练得到图像质量评价模型,并预测图像质量,如图 5 所示。

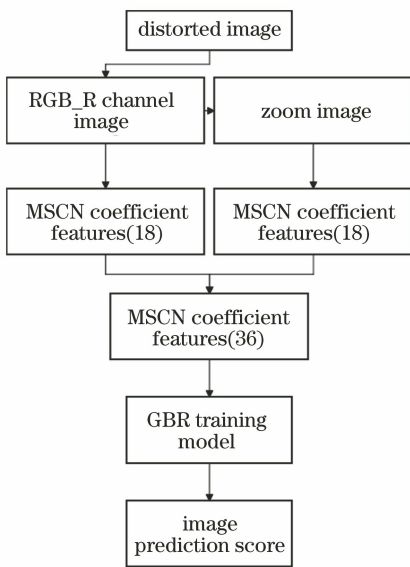


图 5 RGB_R 通道图像质量评价模型流程图
 Fig. 5 Flow chart of RGB_R channel image quality evaluation model

TID2013 数据集中包含 3000 幅失真图像,由 25 幅参考图像的 24 种不同失真类型组成,每种失真类型有 5 个级别的失真强度,且每张失真图像都有对应的主观评分。将这些图像按 4 : 1 划分为两组,2400 幅作为训练集用于机器学习的训练,剩余 600 幅作为测试集,用于评估算法训练模型的性能,保证两个集合中没有重复或者相似的图像,有利于评价算法性能的准确性。

将测试集图像按场景和失真类型分组,将同一场景同一失真类型的图像作为一组,每组 5 幅图像,图像失真等级从 1 至 5,表示图像失真由弱到强。用 RGB_B 通道训练模型的预测分数,计算其 Pearson 相关系数,并与灰度空间训练模型进行比较,分析不同颜色通道下图像质量评价模型的优劣,结果如表 1 所示。为了比较各个通道图像质量评价模型对不同类型失真图像的评分效果,选取部分失真类型图像的评分结果作为示例,如图 6、图 7 所示。

从图 6 中可以发现,RGB_B、HSV_H、HSV_S、HSV_V 等通道训练模型对图像的预测分数随图像失真强度的增加而单调下降,比灰度空间预测结果更优;从主客观一致性上看,主观分数随着失真等级增加而降低,RGB_B、HSV_H、HSV_S、HSV_V 等通道的预测分数主客观一致性更高。虽然灰度空间和 RGB_B 通道模型预测分数的 Pearson 相关系数分别达到 0.95 和 0.98,但灰色通道并没有随失真

表 1 灰度空间模型和 RGB_B 通道模型对 24 幅失真图像评分的 Pearson 相关系数

Table 1 Pearson coefficients of gray space model and RGB_B channel model for 24 distorted images

| Distortion type | Gray space | RGB_B channel |
|-----------------|------------|---------------|
| 1 | 0.91 | 0.92 |
| 2 | 0.90 | 0.76 |
| 3 | 0.97 | 0.94 |
| 4 | 0.63 | 0.73 |
| 5 | 0.90 | 0.95 |
| 6 | 0.93 | 0.92 |
| 7 | 0.95 | 0.85 |
| 8 | 0.96 | 0.99 |
| 9 | 0.83 | 0.98 |
| 10 | 0.93 | 0.92 |
| 11 | 0.95 | 0.98 |
| 12 | 0.77 | 0.96 |
| 13 | 0.89 | 0.83 |
| 14 | 0.77 | 0.94 |
| 15 | 0.89 | 0.91 |
| 16 | 0.73 | 0.77 |
| 17 | 0.91 | 0.69 |
| 18 | 0.00 | 0.49 |
| 19 | 0.87 | 0.90 |
| 20 | 0.11 | 0.64 |
| 21 | 0.97 | 0.97 |
| 22 | 0.97 | 0.94 |
| 23 | 0.99 | 0.99 |
| 24 | 1.00 | 0.98 |

等级的提高而降低,这表明 RGB_B 通道比灰色通道的预测分数的主客观一致性更好。

从图 7 中可以发现,人眼主观评分容易出现失真判断不准确的情况,在灰度空间下的预测分数有来回波动现象,而 RGB_R、LAB_L、LAB_A、LAB_B 通道预测分数随着失真等级单调下降,与图像失真情况一致。这表明在这几个颜色通道下提取了更有效的失真信息。从主客观一致性上看,当人眼对于某一种失真出现判断不准确的情况时,训练的通道模型会出现混乱,除了 RGB_R、RGB_B、LAB 三颜色通道,其他通道以及灰度空间的曲线都出现了混乱,预测分数主客观一致性很差。第 20 类失真灰度空间和 RGB_B 通道模型预测分数 Pearson 相关系数分别为 0.11 和 0.64,相比灰度空间,RGB_B 通道提升较大,且稳定性更高。

为验证算法的整体效果,用各颜色通道下训练好的模型对 600 幅测试图像打分,并与图像的主观分数进行对比,得到的 Pearson 相关系数如表 2 所示。

可以看出,从灰度空间提取 MSCN 系数统计特征的方法在颜色通道也得到了很好的效果,其中性能最好的是 RGB_B 通道,相比灰度空间的 Pearson 相关系数(0.63),RGB_B 通道的 Pearson 相关系数达到了 0.70,主客观一致性更好。且部分颜色通道采用 MSCN 特征提取方法,训练得到的整体效果比灰度空间有较大提升。

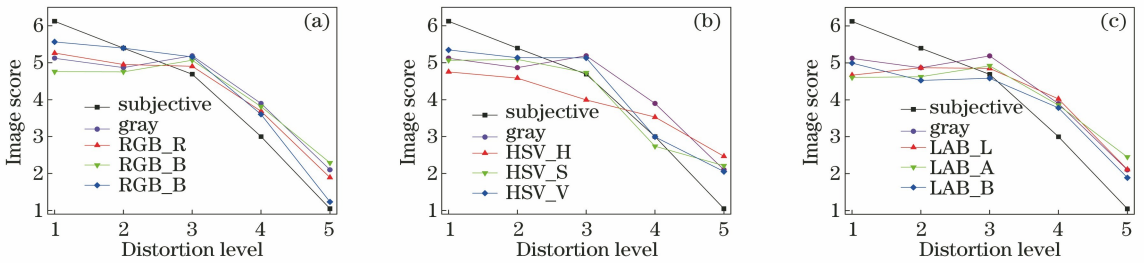


图 6 各颜色通道训练模型对第 11 类失真图像评分

Fig. 6 Scores of the 11th type of distorted images for each color channel training model

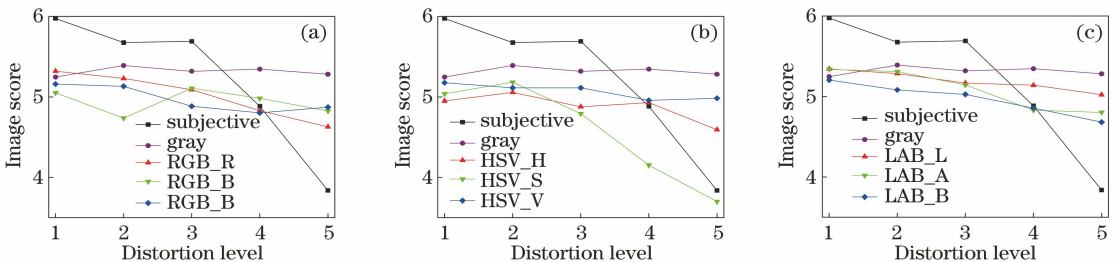


图 7 各颜色通道训练模型对第 20 类失真图像评分

Fig. 7 Scores of the 20th type of distorted images for each color channel training model

表 2 不同颜色通道图像质量评价模型的 Pearson 相关系数

Table 2 Pearson coefficients obtained by image quality evaluation model of different color channels

| Color channel | Gray | RGB_R | RGB_G | RGB_B | HSV_H | HSV_S | HSV_V | LAB_L | LAB_A | LAB_B |
|---------------------|------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|
| Pearson coefficient | 0.63 | 0.65 | 0.67 | 0.70 | 0.51 | 0.67 | 0.68 | 0.62 | 0.66 | 0.62 |

用灰度空间下提取的图像 MSCN 系数统计特征训练得到的图像质量评价模型,主观评分无法准确判断失真强弱时,会对灰度空间模型产生负面影响。而用颜色通道提取的图像 MSCN 系数统计特征训练得到的图像质量评价模型时,预测分数能很好地判断图像的失真情况,对灰度空间提取特征有一定补充和提升。实验结果表明,RGB_B 通道训练模型相较于灰度空间训练模型提升最大,这说明在 RGB_B 通道下,特别是在失真等级较低时,模型预测图像分数比灰度空间的主客观一致性更高,且性能更加稳定。

1) 对 RGB 颜色空间的结果分析

从表 2 中可以看出,RGB 空间三颜色通道的整体提升最为明显,用 RGB 三通道的系数加权将彩色图像转换到灰度空间,可表示为

$$X_{\text{Gray}} = R \times 0.3 + G \times 0.59 + B \times 0.11. \quad (14)$$

式中, R 、 G 、 B 分别为 RGB 中红色通道、绿色通道和蓝色通道的亮度。可以发现,RGB 三通道中,RGB_G 通道加权最多,RGB_R 通道加权次之,RGB_B 通道加权最小。单独对三通道进行图像特征提取时,得到的 Pearson 相关系数却是 RGB_B 通道最大,RGB_G 通道次之,RGB_R 通道最小。

2) 对 HSV 颜色空间的结果分析

从表 2 可以看到,HSV 空间三通道训练得到的图像质量评价模型中,HSV_S 通道和 HSV_V 通道得到的 Pearson 相关系数均有一定提升,而 HSV_H 通道的 Pearson 相关系数下降到 0.51。将 RGB 转换到 HSV 空间可表示为

$$V = \max(R, G, B), \quad (15)$$

$$S = \begin{cases} V - \min(R, G, B), & V \neq 0 \\ 0, & V = 0 \end{cases}, \quad (16)$$

$$H = \begin{cases} \frac{60(G - B)}{V - \min(R, G, B)}, & V = R \\ 120 + \frac{60(B - R)}{V - \min(R, G, B)}, & V = G \\ 240 + \frac{60(R - G)}{V - \min(R, G, B)}, & V = B \end{cases}, \quad (17)$$

式中, H 为色调, S 为饱和度, V 为明度。可以发现,不管变量如何变化,(17)式中分数部分的绝对值不会大于 60, R 、 G 、 B 三个数值越相近,得到的 H

反映图像的色调组成准确性越低,这可能是导致 HSV_H 通道训练模型 Pearson 相关系数最低的原因。

3) 对 LAB 颜色空间的结果分析

将 R 、 G 、 B 转换到 LAB 空间的公式为

$$\begin{pmatrix} X \\ Y \\ Z \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0.412453 & 0.357580 & 0.180423 \\ 0.212671 & 0.715160 & 0.0072169 \\ 0.019334 & 0.119193 & 0.950227 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} R \\ G \\ B \end{pmatrix}, \quad (18)$$

$$\begin{cases} L = 116f\left(\frac{Y}{Y_n}\right) - 16 \\ A = 500\left[f\left(\frac{X}{X_n}\right) - f\left(\frac{Y}{Y_n}\right)\right] \\ B = 200\left[f\left(\frac{Y}{Y_n}\right) - f\left(\frac{Z}{Z_n}\right)\right] \end{cases}, \quad (19)$$

其中

$$f(t) = \begin{cases} t^{\frac{1}{3}}, & t > \left(\frac{6}{29}\right)^3 \\ \frac{1}{3}\left(\frac{29}{6}\right)^2 t + \frac{4}{29}, & t \leq \left(\frac{6}{29}\right)^3 \end{cases}, \quad (20)$$

式中, X_n 、 Y_n 、 Z_n 默认取值为 95.047, 100.000, 108.883, L 为亮度, A 为红绿通道,取正数表示红色,取负数表示绿色,取值范围为 $[127, -128]$, B 为黄蓝通道,取正数表示黄色,取表示代表蓝色,取值范围为 $[127, -128]$ 。可以发现,LAB 颜色空间对于自然场景的图像来说,具有各通道相关性最小的特点,从表 2 可以看到 L 、 A 、 B 三个通道提取的 MSCN 系数统计特征训练都取得了理想的效果,其中 LAB_A 通道的 Pearson 相关系数最高,这表明人眼对图像红绿通道失真信息更加敏感。

4 结 论

通过研究 HSV、RGB、LAB 颜色空间中颜色通道的 MSCN 系数分布特性,发现失真会使各个颜色通道的图像 MSCN 系数统计特征发生变化。提取了各颜色通道的 MSCN 系数统计特征,通过 GBR 算法训练,得到对图像混合失真的通用 NR 图像质量评价模型,相比灰度空间,模型的单调性、主客观一致性、稳定性都得到了提升。实验结果表明,相比灰度空间,在 RGB_B 通道下提取特征训练得到的 Pearson 相关系数提升最大,从 0.63 提升到 0.70,进

一步表明图像彩色信息和人眼视觉特征之间的特殊规律具有很大的研究价值。

参 考 文 献

- [1] Wang Z M. Review of No-reference image quality assessment[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2015, 41(6): 1062-1079.
王志明. 无参考图像质量评价综述[J]. *自动化学报*, 2015, 41(6): 1062-1079.
- [2] Zhu T, Karam L. A no-reference objective image quality metric based on perceptually weighted local noise[J]. *EURASIP Journal on Image and Video Processing*, 2014(1): 5.
- [3] Horita Y, Arata S, Murai T. No-reference image quality assessment for JPEG/JPEG2000 coding[C] // 2004 12th European Signal Processing Conference, September 6-10, 2004, Vienna, Austria. New York: IEEE, 2004: 1301-1304.
- [4] Fang Y M, Ma K D, Wang Z, et al. No-reference quality assessment of contrast-distorted images based on natural scene statistics [J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2014, 22(7): 838-842.
- [5] Narvekar N D, Karam L J. A No-reference image blur metric based on the cumulative probability of blur detection (CPBD) [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2011, 20(9): 2678-2683.
- [6] 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.
- [7] 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.
- [8] Unser M, Chenouard N, Van de Ville D. Steerable pyramids and tight wavelet frames in $L_2(R-d)$ [J]. *IEEE Transactions on Image Processing* 2011, 20(10): 2705-2721.
- [9] Rao R, Olshausen B, Lewicki M, et al. Natural image statistics and divisive normalization: modeling nonlinearities and adaptation in cortical neurons [J]. *Statistical Theories of the Brain*, 2001: 203-222.
- [10] Li Y F, Li C F, Sang Q B. No-reference stereo image quality assessment of cyclopean images optimized using quaternion wavelet transform [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2019, 56(18): 181006.
李一凡, 李朝锋, 桑庆兵. 四元数小波变换优化单目图的无参考立体图像质量评价[J]. *激光与光电子学进展*, 2019, 56(18): 181006.
- [11] Huang S Y, Sang Q B. No-reference stereo image quality assessment based on image fusion [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2019, 56(7): 071004.
黄姝钰, 桑庆兵. 基于图像融合的无参考立体图像质量评价[J]. *激光与光电子学进展*, 2019, 56(7): 071004.
- [12] 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.
- [13] Saad M A, Bovik A C, Charrier C. DCT statistics model-based blind image quality assessment [C] // 2011 18th IEEE International Conference on Image Processing, September 11-14, 2011, Brussels, Belgium. New York: IEEE, 2011: 3154-3157.
- [14] 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.
- [15] Ruderman D L. The statistics of natural images [J]. *Network Computation in Neural Systems*, 2009, 5(4): 517-548.
- [16] Mittal A, Soundararajan R, Bovik A C. Making a “completely blind” image quality analyzer [J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2013, 20(3): 209-212.
- [17] Zhu Y C, Zhai G T, Gu K, et al. No-reference image quality assessment for photographic images of consumer device [C] // 2016 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, March 20-25, 2016, Shanghai, China. New York: IEEE, 2016: 1085-1089.
- [18] Hou W, Gao X, Tao D, et al. Blind image quality assessment via deep learning [J]. *IEEE Transactions on Neural Networks & Learning Systems*, 2017, 26(6): 1275-1286.
- [19] Gu T T, Liu X H, Sang Q B, et al. No-reference image quality assessment algorithm for stereoscopic images via dual-tree complex wavelet transform [J]. *Computer Engineering and Applications*, 2019, 55(2): 154-161.
顾婷婷, 刘新会, 桑庆兵, 等. 基于双树复小波的无参考立体图像质量评价[J]. *计算机工程与应用*, 2019, 55(2): 154-161.
- [20] Yan J, Bai X, Zhang W, et al. No-reference image quality assessment based on AdaBoost BP neural network in wavelet domain [J]. *Journal of Systems Engineering and Electronics*, 2019, 30(2): 5-19.
- [21] Liu D, Li Y C. Quality assessment of remote sensing

- images based on deep learning and human visual system[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2019, 56(6): 061101.
- 刘迪, 李迎春. 基于深度学习和人眼视觉系统的遥感图像质量评价[J]. *激光与光电子学进展*, 2019, 56(6): 061101.
- [22] Chen Y D, Li C F, Sang Q B. Quality assessment without reference images based on convolution neural network and deep forest[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2019, 56(11): 111003.
- 陈寅栋, 李朝锋, 桑庆兵. 卷积神经网络结合深度森林的无参考图像质量评价[J]. *激光与光电子学进展*, 2019, 56(11): 111003.
- [23] Kong S, Shen X, Lin Z, et al. Photo aesthetics ranking network with attributes and content adaptation[M] // Leibe B, Matas J, Sebe N, et al. *Computer Vision-ECCV 2016. Lecture Notes in Computer Science*. Cham: Springer, 2016, 9905: 662-679.
- [24] Talebi H, Milanfar P. NIMA: neural image assessment [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2018, 27(8): 3998-4011.
- [25] Xue S, Zhang S Y, Liu Y F. Quality assessment of hyperspectral super-resolution images [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2019, 56(4): 041001.
- 薛松, 张思雨, 刘永峰. 高光谱超分图像质量评价[J]. *激光与光电子学进展*, 2019, 56(4): 041001.
- [26] Valiant L G. A theory of the learnable [J]. *Communications of the ACM*, 1984, 27(11): 1134-1142.
- [27] Freund Y, Iyer R D, Schapire R E, et al. An efficient boosting algorithm for combining preferences[C] // *Proceedings of the Fifteenth International Conference on Machine Learning*, July 24-27, 1998, Madison, Wisconsin, USA. 1998, 4(6): 170-178.
- [28] Natekin A, Knoll A. Gradient boosting machines, a tutorial[J]. *Frontiers in Neurobotics*, 2013, 7: 21.