

文章编号:1001-9081(2016)03-783-06

DOI:10.11772/j.issn.1001-9081.2016.03.783

基于空域自然场景统计的无参考立体图像质量评价模型

马允, 王晓东*, 章联军

(宁波大学 信息科学与工程学院, 浙江 宁波 315000)

(*通信作者电子邮箱 wangxiaodong@nbu.edu.cn)

摘要:针对现有的评价方法大都将图像变换到不同的坐标域问题,提出一种基于空域自然场景统计(NSS)的通用型无参考立体图像质量评价模型。在评价中为了更好地结合人类双目视觉特性,将左右图像融合成一幅独眼图;评价模型首先统计独眼图归一化亮度(CMSCN)系数分布规律,进而对独眼图提取空域自然场景统计特征;其次,统计视差图归一化亮度(DMSCN)系数的分布规律,并对用光流法得到的视差图提取同样的特征;最后,通过支持向量回归(SVR)建立立体图像特征信息与主观评价值(DMOS)之间的关系,从而预测得到图像质量的客观评价值。实验结果表明,该评价模型对立体数据测试库进行评价,其Pearson线性相关系数(PLCC)和Spearman等级相关系数(SROCC)值均在0.94以上;对于非对称立体图像库,PLCC和SROCC值分别接近0.91和0.93。该模型能够很好地预测人眼对立体图像的主观感知。

关键词:立体图像质量评价;自然场景统计;双目视觉特性;独眼图;视差图;支持向量回归

中图分类号: TN911.73 **文献标志码:**A

No-reference stereoscopic image quality assessment model based on natural scene statistics

MA Yun, WANG Xiaodong*, ZHANG Lianjun

(College of Information Science and Engineering, Ningbo University, Ningbo Zhejiang 315000, China)

Abstract: Focusing on the issue that most of the existing evaluation methods transform images into different coordinate domain, a spatial Natural Scene Statistics (NSS) based model of no reference stereoscopic image quality assessment method was proposed. Among the stereoscopic image quality assessment, in order to better combine with the binocular visual features of human beings, left and right images were fused to construct a cyclopean map. Firstly, via statistical distribution of the Cyclopean Mean Subtracted Contrast Normalized (CMSCN) coefficients, the natural scene statistical characteristics were extracted in spatial domain from the cyclopean map. Secondly, by getting statistical distribution of the Disparity Mean Subtracted Contrast Normalized (DMSCN) coefficients, and the same characteristics were extracted from the disparity map obtained by optical flow model. Finally, Support Vector Regression (SVR) was performed to predict the objective scores of stereoscopic images by establishing the relationship between the stereoscopic image feature information and the Difference Mean Opinion Score (DMOS). The experimental results show that compared with other methods, the Pearson Linear Correlation Coefficient (PLCC) and Spearman Rank-Order Correlation Coefficient (SROCC) indicators reach 0.94 on symmetric stereoscopic image database, and the PLCC indicator reaches 0.91 and the SROCC indicator reaches 0.93 on asymmetric stereoscopic image database, which indicate the proposed method can achieve higher consistency with subjective assessment of stereoscopic images.

Key words: stereoscopic image quality assessment; Natural Scene Statistics (NSS); binocular visual feature; cyclopean map; disparity map; Support Vector Regression (SVR)

0 引言

自然场景统计信息,是因为图像的统计特性往往服从某一分布规律,且不同失真类型通常会影响这种分布规律,从而使不同失真图像统计特性的分布产生一定的偏差。而这类偏差是可以估量的。因此,近几年来,很多学者尝试构建了很多模型来统计自然图像的特性,并应用到无参考图像质量评价

中。自然场景统计已经被证明能很好的模拟人眼视觉系统(Human Visual System, HVS)^[1-2],并且能处理图像处理过程中遇到的许多问题。自然场景统计(Natural Scene Statistics, NSS)模型在无参考平面图像质量评价算法中得到成功地应用,如:Moorthy等^[3-4]提出基于两步模型的无参考质量评价算法,将NSS模型应用到wavelet域,从亮度小波系数中提取特征。Saad等^[5]成功将NSS模型推广到离散余弦变换

收稿日期:2015-08-26;修回日期:2015-11-03。

基金项目:国家科技支撑计划项目(2012BAH67F01);国家自然科学基金重点项目(U1301257);浙江省教育厅科研计划项目(Y201327703);浙江省科技厅/创新团队自主设计项目(2012R10009-08);宁波市科技创新团队研究计划项目(2011B81002)。

作者简介:马允(1991-),女,山东济宁人,硕士研究生,主要研究方向:多媒体通信与信息安全、图像处理;王晓东(1970-),男,浙江绍兴人,副教授,硕士研究生,主要研究方向:网络通信、图像处理、多媒体信号处理;章联军(1980-),男,浙江兰溪人,研究员,硕士研究生,主要研究方向:多媒体信息安全、图像处理。

(Discrete Cosine Transform, DCT) 域, 从 DCT 域提取统计特征。Liu 等^[6]将 NSS 模型运用到 curvelet 域, 从 curvelet 域提取其特征。但上述质量评价方法都将图像映射到不同的坐标域, 增大了计算复杂度。在无参考图像质量评价模型研究中, 提取图像空域特征也是一个发展趋势。如文献[7-8], 但大都用在平面无参考质量评价 (No-Reference Image Quality Assessment, NR-IQA) 上。

尽管平面图像质量评价方法已经取得了较好的成果。但对于立体图像, 一些重要的视觉感知特性并没有被很好地利用。现有评价方法大都是分别对立体图像左右视点进行特征提取, 并对特征进行简单的线性加权来预测最终立体图像质量评价值。Benoit 等^[9]和 You 等^[10]将平面图像质量评价方法直接用于立体图像质量评价中, 但该类方法并没有考虑到立体图像与平面图像之间的差异, 不能充分地模拟人类复杂的感知机理评价, 评价性能较差。文献[11-13]将平面 NSS 模型用于立体 NR-IQA 中, 但没有考虑立体图像的双目视觉特征等感知特征, 效果不甚理想。

为了提取有效的感知特征并更好地预测图像质量, 本文提出基于空域 NSS 的无参考立体图像质量评价方法。由于立体图像双目视觉特征对图像质量评价影响很大, 所以本文首先把左右立体图像合成为独眼图, 对独眼图提取空域 NSS 特征。然而, 文献[14]构造独眼图时只用了以左图像为参考的视差图 (D_L), 对于非对称失真的立体图像对, 仅参考 D_L 合成的独眼图不能捕获立体图像的某些特性。本文基于文献[7,14]思想, 分别得到以左图像为参考的视差图 (D_L) 和以右图像为参考的视差图 (D_R), 并参考 D_L 和 D_R 合成独眼图, 获得了较准确的图像特性, 如图 1 所示。同时, 将文献[14]中对于视差图提取单一的 2 个特征扩展到对相邻 4 个方向的像素提取 18 个特征。实验结果表明, 本文的算法与原算法相比, 对于对称失真和非对称失真库, Pearson 线性相关系数 (Pearson's Linear Correlation Coefficient, PLCC) 和 Spearman 等级相关系数 (Spearman's Rank Ordered Correlation Coefficient, SROCC) 值都有所提高, 与主观感知具有更好的一致性。

1 独眼图

文献[15]提出了一个简单的线性独眼图模型, I_e 由左图 I_L 和右图 I_R 通过线性加权获得, 具体表述如下:

$$I_e = \omega_L \cdot I_L + \omega_R \cdot I_R \quad (1)$$

其中: I_L 和 I_R 为左右图的亮度系数, ω_L 和 ω_R 为加权系数, 且 $\omega_L + \omega_R = 1$ 。假设视差图以左图像为参考获得, 则构成的独眼图如文献[16-17]所示:

$$I_e(x, y) = \omega_L(x, y) \cdot I_L(x, y) + \omega_R(x - D_L(x, y), y) \cdot I_R(x - D_L(x, y), y) \quad (2)$$

其中: (x, y) 是空间像素坐标, I_L 和 I_R 为左右图的亮度系数, ω_L 和 ω_R 为加权系数, D_L 是以左图为参考 (即 I_R 映射到 I_L) 获得的视差图。然而, 如图 1 所示, 对于非对称失真的立体图像对, 此处合成的独眼图不能捕获立体图像的某些特性。

本文算法首先用光流法分别计算 D_L (即 I_R 映射到 I_L) 及 D_R (即 I_L 映射到 I_R), 此处得到的视差图在本文中有两方面作用: 1) 用于合成独眼图; 2) 提取视差图归一化亮度 (Disparity Mean Subtracted Contrast Normalized, DMSCN) 系数特征。其次, 对左右失真图进行多尺度的 Gabor 滤波器响应, 最后, 利

用左失真图、右失真图、Gabor 滤波器响应、 D_L 及 D_R 合成独眼图 I'_e , 具体表述如下:

$$I'_e(x, y) = \omega_L(x + \hat{D}_R(x, y), y) \cdot I_L(x + \hat{D}_R(x, y), y) + \omega_R(x - \hat{D}_L(x, y), y) \cdot I_R(x - \hat{D}_L(x, y), y) \quad (3)$$

其中: $\hat{D}_R(x, y) = D_R(x, y)/2$ 和 $\hat{D}_L(x, y) = D_L(x, y)/2$ 为合成视差图; D_L 和 D_R 为光流法预测的两个视差图; ω_L 、 ω_R 由归一化的 Gabor 滤波器响应获得:

$$\omega_L(x + \hat{D}_R(x, y), y) = \frac{GE_L(x + \hat{D}_R(x, y), y)}{GE_L(x, y) + GE_R(x + \hat{D}_R(x, y), y)} \quad (4)$$

$$\omega_R(x - \hat{D}_L(x, y), y) = \frac{GE_R(x - \hat{D}_L(x, y), y)}{GE_L(x, y) + GE_R(x - \hat{D}_L(x, y), y)} \quad (5)$$

其中: GE_L 和 GE_R 为左右图像通过 Gabor 滤波器的卷积和。

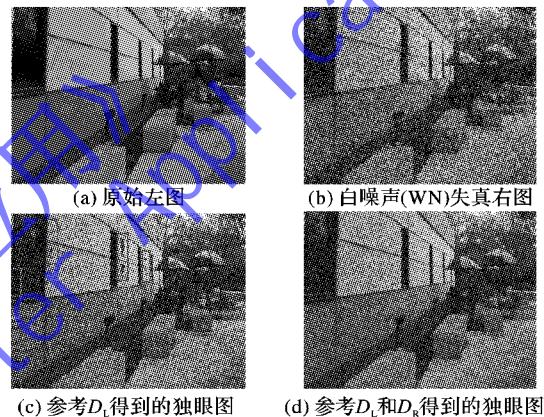


图 1 不同方法得到的独眼图

2 基于 NSS 无参考立体图像质量评价模型

在基于自然场景统计的质量评价的研究中, 大多数学者都试图将图像映射到不同的坐标域 (如 Wavelet、DCT、Curvelet 等), 把大多数精力都用在统计自然图像多尺度变化后的特性上, 然而却忽略了统计图像空域亮度信息的规律。同时, 在立体图像质量评价研究中, 提取有效的感知特征能更好地预测立体图像的质量。考虑到人类双目视觉特性, 本文提出一种基于空域 NSS 的立体图像客观质量评价模型, 该模型着重对独眼图和视差图的空域亮度信息的规律进行统计, 避免了将图像映射到其他坐标域, 不仅在计算复杂度上有所降低, 而且获得了较高的评价质量。流程如图 2 所示, 具体步骤如下所述:

步骤 1 首先用光流法分别计算以左图像为参考的视差图 D_L 和以右图像为参考的视差图 D_R ;

步骤 2 利用左失真图、右失真图、Gabor 滤波器响应、 D_L 及 D_R 合成独眼图;

步骤 3 统计当前像素及相邻像素的独眼图归一化亮度 (Cyclopean Mean Subtracted Contrast Normalized, CMSCN) 系数的分布规律, 并提取空域自然场景统计特征;

步骤 4 用上述方法统计视差图归一化亮度 (Disparity Mean Subtracted Contrast Normalized, DMSCN) 系数的分布规律, 并提取特征;

步骤 5 通过支持向量回归 (Support Vector Regression,

SVR)对特征进行训练,建立立体图像特征与主观评价值(Difference Mean Opinion Score, DMOS)之间的关系,从而预测得到立体图像质量的客观评价值。

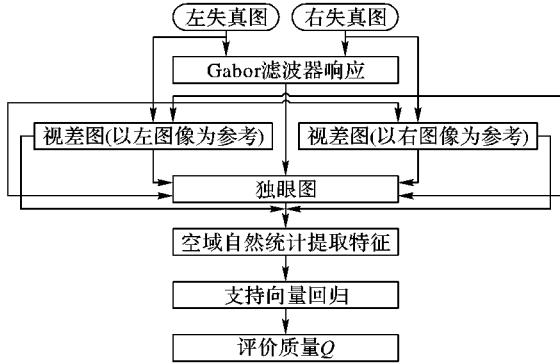


图2 基于 NSS 无参考立体图像质量评价模型框图

2.1 基于空域 NSS 特征提取

Ruderman 等^[17]经过统计发现:自然图像的归一化亮度系数趋向于广义高斯分布。这种空域 NSS 模型已经用于平面无参考质量评价算法^[3~8]中,并取得比较好的评价效果。下面用类似方法对每一个独眼图提取空域特征,并对独眼图的每一个像素计算其 CMSCN 系数 $\tilde{I}_c(i, j)$,并统计其分布规律。

2.1.1 统计当前像素的 CMSCN 系数特性

在提取独眼图的空域特性之前需要计算 CMSCN 系数。给定一幅图像,计算它的独眼图像,对每个像素点 $I_c(i, j)$,得到其 CMSCN 系数,如下所示:

$$\tilde{I}_c(i, j) = \frac{I_c(i, j) - \mu_c(i, j)}{\sigma_c(i, j) + C} \quad (6)$$

其中: $i \in 1, 2, \dots, M, j \in 1, 2, \dots, N$ 为空间坐标索引, M, N 为图形的高和宽。 C 是避免分母趋于 0, 此处令 $C = 1$ 。 $I_c(i, j)$ 为图像的强度, $\tilde{I}_c(i, j)$ 为 CMSCN 系数。

$$\mu_c(i, j) = \sum_{k=-K}^K \sum_{l=-L}^L \omega_{k,l} I_{ck,l}(i, j) \quad (7)$$

$$\sigma_c(i, j) = \sqrt{\sum_{k=-K}^K \sum_{l=-L}^L \omega_{k,l} (I_{ck,l}(i, j) - \mu_c(i, j))^2} \quad (8)$$

其中: $\omega = \{\omega_{k,l} | k = -K, \dots, K, l = -L, \dots, L\}$ 是中心对称的高斯加权函数,本文令 $k = l = 3$ 。

图3(a)的“org”为原始图像(不失真),其余5种为失真类型,分别是高斯白噪声(Gaussian white noise, wn)、JPEG压缩(jpeg)、JPEG2000压缩(jp2k)以及快衰落(fast-fading, ff)和高斯模糊(Gaussian blur, Gblur)失真。图3(a)给出了每种失真类型的 CMSCN 系数的直方图,由图可知,失真的引入会导致 CMSCN 系数直方图改变,且失真类型不同其形状也各不相同。因此,可以对其进行广义高斯密度函数(Generalized Gaussian Distribution, GGD)拟合,从而有效地捕获失真图像的统计规律。本文用零均值的 GGD 来描述:

$$\rho(x; \alpha_c, \sigma_c) = \frac{\alpha_c}{2\sigma_c \Gamma(1/\alpha_c)} \exp(-(|x|/\sigma_c)^{\alpha_c}) \quad (9)$$

$$\Gamma(\alpha_c) = \int_0^\infty t^{\alpha_c-1} e^{-t} dt; \alpha_c > 0 \quad (10)$$

其中: α_c 决定了高斯分布的形状, σ_c 决定了高斯分布的方差,按快速匹配算法^[18]来估计获得 α_c 、 σ_c 两个参数。

2.1.2 统计相邻像素的 CMSCN 系数特性

这一节主要统计独眼图相邻像素的 CMSCN 系数的分布

情况,本文沿着水平方向(H_c),垂直方向(V_c),主对角线方向(MD_c),次对角线方向(SD_c)4个方向分别求取相邻 CMSCN 系数,并求取相邻系数的乘积提取结构信息,得到每个像素点 (i, j) 的结构失真向量 $S(i, j)$,具体如下:

$$S(i, j) = \{\hat{I}_c(i, j) \hat{I}_c(i, j+1), \hat{I}_c(i, j) \hat{I}_c(i+1, j), \\ \hat{I}_c(i, j) \hat{I}_c(i+1, j+1), \hat{I}_c(i, j) \hat{I}_c(i+1, j-1)\} \quad (11)$$

其中: $i \in 1, 2, \dots, M, j \in 1, 2, \dots, N, M$ 和 N 分别表示图像的高度和宽度。

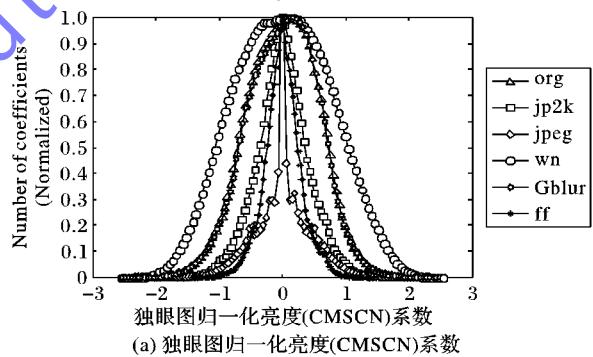
图4(a)~(d)给出了每个方向的相邻 CMSCN 系数的直方图,对结构失真向量 $S(i, j)$ 采用非对称广义高斯模型(Asymmetric Generalized Gaussian Distribution, AGGD)进行拟合,零均值的非对称广义高斯分布的表达式如下:

$$\rho(x; \nu_c, \sigma_{cl}, \sigma_{cr}) = \begin{cases} \frac{\nu_c}{(\beta_{cl} + \beta_{cr}) \Gamma(1/\nu_c)} \exp(-(-x/\beta_{cl})^{\nu_c}), & x < 0 \\ \frac{\nu_c}{(\beta_{cl} + \beta_{cr}) \Gamma(1/\nu_c)} \exp(-(x/\beta_{cr})^{\nu_c}), & x \geq 0 \end{cases} \quad (12)$$

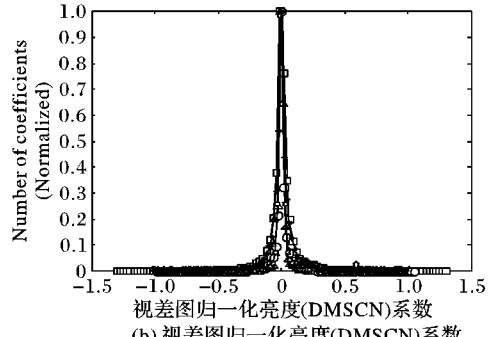
其中: $\beta_{cl} = \sigma_{cl} \sqrt{\frac{\Gamma(1/\nu_c)}{\Gamma(3/\nu_c)}}, \beta_{cr} = \sigma_{cr} \sqrt{\frac{\Gamma(1/\nu_c)}{\Gamma(3/\nu_c)}}$ 。

ν_c 决定了 AGGD 的形状, σ_{cl}, σ_{cr} 决定了 AGGD 的方差;如果 $\sigma_{cl} = \sigma_{cr}$, 则 AGGD 就变成了 GGD。参数 $(\eta_c, \nu_c, \sigma_{cl}^2, \sigma_{cr}^2)$ 代表最优的 AGGD, AGGD 的平均值 η_c 也提取出来作为特征:

$$\eta_c = (\beta_{cr} - \beta_{cl}) \frac{\Gamma(2/\nu_c)}{\Gamma(1/\nu_c)} \quad (13)$$



(a) 独眼图归一化亮度(CMSCN)系数



(b) 视差图归一化亮度(DMSCN)系数

图3 当前像素的 CMSCN 及 DMSCN 系数分布直方图

AGGD 的参数 $(\eta_c, \nu_c, \sigma_{cl}^2, \sigma_{cr}^2)^T$ 同样按快速匹配算法估计获得。本文从相邻像素的水平、垂直、主对角和次对角四个方向建立 AGGD 模型各提取 4 个特征,提取 16 个特征。对当前像素 CMSCN 系数建立 GGD 模型提取 2 个特征,这样对每幅图像提取共 18 个特征。因为自然图像大多是多尺度的,失真跨尺度可以影响图像的结构,故通过下采样从两个尺度提

取特征,一共 $18 \times 2 = 36$ 个特征。

用相同的方法统计 DMSCN 系数(如图 3(b))及相邻 DMSCN 系数的分布规律,发现与 CMSCN 具有类似的规律,因此,用 2.1.1 和 2.1.2 节中的方法从 DMSCN 中提取 36 个特征。

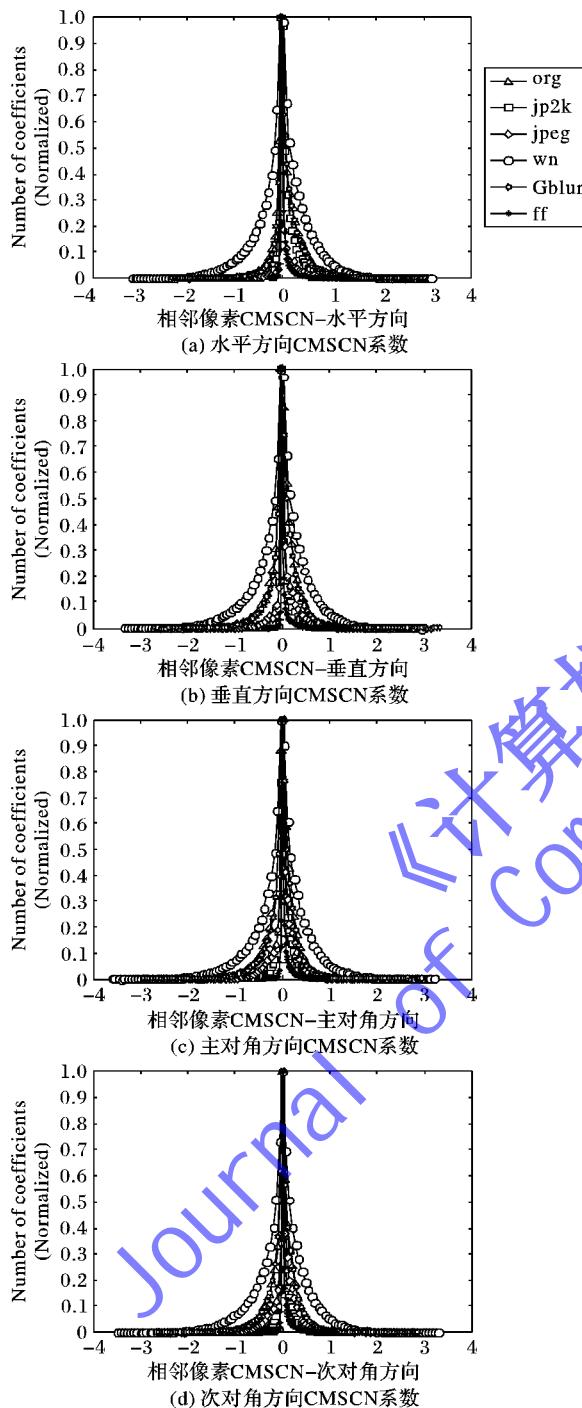


图 4 相邻像素四个方向的 CMSCN 系数分布直方图

2.2 基于 SVR 的图像特征融合

在无参考质量评价中,特征提取是评价的关键,然而,对一个有效的评价模型来说,图像特征融合也非常重要。本文采取 5 折交叉验证方法评价立体图像质量的预测性能。首先,随机将立体图像样本数据集合分为 5 组互不相交的子集,随机选取其中 4 组作为训练集数据,剩余的 1 组作为测试集数据。即随机选取样本中的 80% 作为训练样本,其余的 20%

作为测试样本。基于 SVR 的图像特征融合包括两部分:训练阶段和测试阶段^[19],把 LIVE-3D 库中的图像随机分成了两部分:80% 作为训练图像,20% 作为测试图像,两者之间没有交集。重复 1000 次测试实验得到该算法的性能指标,最终取中位值作为最终的评价指标。

本文通过实验发现,对独眼图和视差图得到的特征矢量进行线性加权,并通过 SVR 预测得到的客观评价值与主观评价值之间具有较强的相关性,由 2.1 节知,本文从独眼图和视差图各提取 36 个特征,假设独眼图提取的特征矢量为 f_c ,视差图提取的特征矢量为 f_d ,则作为支持向量机的输入特征矢量 f 为:

$$f = \omega_c \cdot f_c + \omega_d \cdot f_d \quad (14)$$

$$Q = SVR(f) \quad (15)$$

其中: ω_c 和 ω_d 分别为独眼图和视差图特征向量的加权系数,且 $\omega_c + \omega_d = 1$; f_c 为独眼图的特征向量, f_d 为视差图的特征向量; Q 是通过 SVR 得到的客观评价值。经过大量的反复实验,令 $\omega_c = 0.8$, $\omega_d = 0.2$,此时能得到最优的评价性能。

3 实验结果与分析

3.1 测试数据库及性能指标

为了对本文方法进行测试,采用 LIVE 实验室建立的 Phase I 和 Phase II 立体图像数据库对本文算法进行测试。此立体库包括以下两部分:

1) LIVE Phase I Database^[20]。Phase I 数据库中包含 20 组原始图像,5 种失真类型,分别是 wn、jpeg、jp2k 以及 ff 各 80 组失真图像,Gblur 45 组失真图像。因此,不管是在数量上还是在失真类型上,phase I 数据库都可以提供较为准确的评价指标。

2) LIVE Phase II Database^[11]。Phase II 数据库是左右图像对称和非对称混合失真的,即左右图像失真程度可能一样也可能不一样。包含 8 对原始立体图像和 360 幅对称失真和非对称失真立体图像对,包含 Gblur、wn、jpeg、jp2k 及 ff 五种失真类型,并给出每组失真立体图像的 DMOS (Difference Mean Opinion Score) 值。

本文采用 3 个常用的指标来评价立体图像质量评价客观性能,包括 PLCC、SROCC 和均方根误差 (Root Mean Squared Error, RMSE)。其中:PLCC 和 RMSE 用于反映客观模型的准确性,SROCC 指标用于衡量模型的单调性。若 PLCC 和 SROCC 的值越接近 1,RMSE 值越小,说明客观评价方法与平均主观评分差值的相关性越好。

3.2 性能与分析

为了验证所提出方法与人类主观感知的一致性,本文将评价结果与具有代表性的平面图像质量评价方法和立体图像质量评价方法进行比较。比较的平面图像质量评价方法有:SSIM^[21]、DIIVINE^[22]、BLIINDS-II^[5]、BRISQUE^[7]。上述 4 种评价方法都应用于平面图像,不能直接将其应用到立体图像质量评价中,故对左右视点分别进行评价,然后把特征进行平均加权预测得到立体图像的质量。比较的立体图像质量评价方法有:Benoit 方法^[9]、You 方法^[10]、Chen 方法^[14]、C-MS-SIM 方法^[16]。

表1给出了不同算法在 LIVE 实验室建立的 Phase I 和 Phase II 立体图像数据库的性能指标,其中粗体表示 2D 评价方法,最优的评价值用下划线表示。由表 1 中数据可知,本文所提出的方法在 Phase I 数据库的 SROCC 值高于 0.94,PLCC 值接近 0.95;与所有参与比较的算法相比,本文提出的客观模型的准确性和单调性都是最优的;在 Phase II 数据库的 SROCC 值接近 0.91,PLCC 值接近 0.93。RMSE 均在 5.3 以下,各种评价性能也是最优的。这说明提出的评价模型的评价性能是非常有效的,与人类主观感知具有良好的一致性。

表 2 给出了本文方法和对比方法在不同失真类型情况下 PLCC 和 SROCC 评价指标值。实验结果表明,对于不同的失真类型,各评价方法在某些失真类型下评价指标会优于本方法,例如,jp2k 失真时本文的评价指标比 BRISQUE 方法要低,但本文提出的模型总的评价结果与最优的评价结果接近。因此,对于对称立体测试库和非对称立体测试库,本文提出的模

型接近最优的评价方法,能够很好地预测人眼对立体图像的主观感知,与其他通用型无参考立体图像质量评价相比有一定的优势。

表 1 不同评价模型的各项性能指标对比

评价模型	Phase I			Phase II		
	SROCC	PLCC	RMSE	SROCC	PLCC	RMSE
SSIM ^[22]	0.8606	0.8699	8.0874	0.6795	0.6844	8.2296
DIIIVINE ^[23]	0.8995	0.9025	7.7823	0.8774	0.8956	6.6254
BLIINDS-II ^[5]	0.9106	0.9269	6.1019	0.9156	0.9207	4.0930
BRISQUE ^[7]	0.9345	0.9418	5.6548	0.8903	0.9001	4.8814
Benoit ^[9]	0.8997	0.9025	7.0613	0.7288	0.7487	7.4902
You ^[10]	0.8786	0.8819	7.7461	0.7869	0.8005	6.7723
C-MS-SSIM ^[17]	0.9162	0.9174	6.5332	0.8891	0.9001	4.9874
Chen ^[14]	0.8913	0.8950	7.2474	0.8801	0.8809	5.1023
本文算法	0.9403	0.9470	5.2352	0.9293	0.9053	4.4365

表 2 不同失真类型的 PLCC 和 SROCC 值

评价指标	数据库	失真类型	SSIM ^[22]	DIIIVINE ^[23]	BLIINDS-II ^[5]	BRISQUE ^[7]	Benoit ^[9]	You ^[10]	C-MS-SSIM ^[17]	Chen ^[14]	本文算法
PLCC	Phase I	jpeg	0.5741	0.6689	0.7454	0.9521	0.6402	0.4874	0.6031	0.6953	0.9578
		jp2k	0.8209	0.8562	0.9269	0.9746	0.9394	0.8768	0.9122	0.9068	0.9581
		wn	0.9249	0.9471	0.9002	0.9201	0.9253	0.9411	0.9420	0.9172	0.9566
		Gblur	0.9080	0.9097	0.9245	0.9232	0.9479	0.9192	0.9424	0.9169	0.9662
	Phase II	ff	0.7296	0.7852	0.8417	0.9191	0.7466	0.7301	0.7762	0.7348	0.9580
		jpeg	0.5499	0.7565	0.9220	0.9002	0.8530	0.8301	0.8620	0.9002	0.9351
		jp2k	0.7310	0.8452	0.8874	0.9136	0.7841	0.9047	0.8341	0.8992	0.9374
		wn	0.9138	0.9223	0.9212	0.8995	0.9259	0.9122	0.9570	0.9469	0.9313
SROCC	Phase I	Gblur	0.7249	0.8865	0.9302	0.8806	0.5347	0.7842	0.9631	0.9406	0.9351
		ff	0.7341	0.6985	0.9332	0.9118	0.8071	0.9146	0.9008	0.9321	0.9336
		jpeg	0.2406	0.6125	0.7026	0.9445	0.6032	0.4394	0.5342	0.6172	0.9294
		jp2k	0.8221	0.8357	0.9008	0.9683	0.9008	0.8601	0.8879	0.8632	0.9265
	Phase II	wn	0.9282	0.9218	0.8941	0.9039	0.9301	0.9397	0.9482	0.9189	0.9235
		Gblur	0.8787	0.8852	0.8833	0.9115	0.9312	0.8823	0.9251	0.8782	0.9167
		ff	0.6866	0.7415	0.8321	0.9032	0.6987	0.5883	0.7071	0.6521	0.9265
		jpeg	0.5644	0.7025	0.9165	0.8989	0.8671	0.7951	0.8430	0.8672	0.8945
Phase II	jp2k	0.7003	0.8459	0.8374	0.8813	0.7511	0.8942	0.8141	0.8668	0.8952	
	wn	0.9091	0.9005	0.8992	0.8857	0.9232	0.9091	0.9401	0.9502	0.8919	
	Gblur	0.7387	0.8774	0.9125	0.8374	0.4553	0.8128	0.9083	0.9003	0.8989	
	ff	0.7349	0.6589	0.9235	0.9077	0.7731	0.8911	0.8839	0.9331	0.8901	

4 结语

在基于 NSS 质量评价的研究中,大多数学者都试图将图像映射到不同的坐标域,却忽略了统计图像空域亮度信息的规律;同时,在立体图像质量评价方法中,提取有效的视觉感知特性已成为质量评价的重点和难点。本文提出一种基于空域 NSS 的立体图像客观质量评价模型,考虑到人类双目视觉特性,首先将左右图像融合成独眼图,通过统计 CMSCN 系数及相邻四个方向 CMSCN 系数的分布规律,提取独眼图的空域 NSS 特征;用同样方法提取视差图空域 NSS 特征;然后通过 SVR 建立立体图像特征与 DMOS 值之间的关系,从而预测得到立体图像质量的客观评价值。本文算法与原算法相比,有了较明显的提高,且评价结果优于当前主流的无参考立体图像质量评价算法。然而,SVR 属于传统浅层机器学习方法,在有限样本和计算单元情况下对复杂函数的表示能力和泛化能力均受到了一定的限制,因此,接下来将考虑如何将深度学习用于立体图像质量评价中。

参考文献:

- [1] OLSHAUSEN B A, FIELD D J. Natural image statistics and efficient coding * [J]. Network Computation in Neural Systems, 1996, 7(2): 333 – 339.
- [2] SIMONCELLI E P, OLSHAUSEN B A. Natural image statistics and neural representation [J]. Annual Review of Neuroscience, 2001, 24(1): 1193 – 1216.
- [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, CARRIER 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.

- [6] 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.
- [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] 夏裕建, 孙涵. 基于空域 NSS 的无参考图像质量评价[J]. *计算机与现代化*, 2015(2): 67–72. (XIA Y J, SUN H. No-reference image quality assessment based on spatial natural scene statistics [J]. *Computer and Modernization*, 2015(2): 67–72.)
- [9] BENOIT A, LE CALLET P, CAMPISI P, et al. Quality assessment of stereoscopic images [EB/OL]. [2015-01-17]. https://www.researchgate.net/publication/254860233_Quality_Assessment_of_Stereoscopic_Images.
- [10] YOU J, XING L, PERKIS A, et al. Perceptual quality assessment for stereoscopic images based on 2D image quality metrics and disparity analysis [EB/OL]. [2015-02-03]. https://www.researchgate.net/publication/200774635_Perceptual_Quality_Assessment_for_Stereoscopic_Images_Based_on_2D_Image_Quality_Metrics_and_Disparity_Analysis.
- [11] POTETZ B, LEE T S. Scaling laws in natural scenes and the inference of 3D shape [EB/OL]. [2015-02-03]. http://www.cs.cmu.edu/~bpotetz/Publications/Potetz_NIPS05.pdf.
- [12] LIU Y, CORMACK L K, BOVIK A C. Statistical modeling of 3-D natural scenes with application to Bayesian stereopsis [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2011, 20(9): 2515–2530.
- [13] SU C C, CORMACK L K, BOVIK A C. Color and depth priors in natural images [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2013, 22(6): 2259–2274.
- [14] CHEN M J, CORMACK L K, BOVIK A C. No-reference quality assessment of natural stereopairs [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2013, 22(9): 3379–3391.
- [15] LEVELT W J M. On binocular rivalry [EB/OL]. [2015-02-05]. http://pubman.mpdlib.org/de/pubman/item/escidoc:77195:8/component/escidoc:513080/Levelt_Binocular_Rivalry_1965.pdf.
- [16] CHEN M J, SU C C, KWON D K, et al. Full-reference quality assessment of stereopairs accounting for rivalry [J]. *Signal Processing Image Communication*, 2013, 28(9): 1143–1155.
- [17] RUDERMAN D L. The statistics of natural images [J]. *Network Computation in Neural Systems*, 1994, 5(4): 517–548.
- [18] 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.
- [19] 顾珊波, 邵枫, 蒋刚毅, 等. 基于支持向量回归的立体图像客观质量评价模型[J]. *电子与信息学报*, 2012, 34(2): 368–374. (GU S B, SHAO F, JIANG G Y, et al. Objective stereoscopic image quality assessment model based on support vector regression [J]. *Journal of Electronics and Information Technology*, 2012, 34(2): 368–374.)
- [20] MOORTHY A K, SU C C, MITTAL A, et al. Subjective evaluation of stereoscopic image quality [J]. *Signal Processing Image Communication*, 2013, 28(8): 870–883.
- [21] WANG Z, BOVIK A C, SHEIKH H R, et al. Image quality assessment: from error visibility to structural similarity [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2004, 13(4): 600–612.
- [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.

Background

This work is partially supported by the National Science and Technology Support Program of China (2012BAH67F01), Key Projects of National Science Foundation of China (U1301257), the Research Project of Zhejiang Provincial Education Department (Y201327703), the Independent Design Project of Zhejiang Provincial Science and Technology Department/Creative Team (2012R10009-08), the Research Project of Ningbo Science and Technology Innovation Team (2011B81002).

MA Yun, born in 1991, M. S. candidate. Her research interests include multimedia communication and information security, image processing.

WANG Xiaodong, born in 1970, associate professor. His research interests include network communications, image processing, multimedia signal processing.

ZHANG Linjun, born in 1980, research fellow. His research interests include multimedia information security, image processing.

(上接第 778 页)

- [10] LABBE M, MICHAUD F. Appearance-based loop closure detection for online large-scale and long-term operation [J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2013, 29(3): 734–745.
- [11] CUMMINS M, NEWMAN P. Appearance-only SLAM at large scale with FAB-MAP 2.0 [J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2011, 30(9): 1100–1123.
- [12] HO K L, NEWMAN P. Detecting loop closure with scene sequences [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2007, 74(3): 261–286.
- [13] NISTÉR D, STEWÉNIUS H. Scalable recognition with a vocabulary tree[C]// Proceedings of the 2006 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2006, 2: 2161–2168.
- [14] SIVIC J, ZISSERMAN A. Video Google: a text retrieval approach

to object matching in videos [C]// Proceedings of the 2003 9th IEEE International Conference on Computer Vision. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2003, 2: 1470–1477.

- [15] KAESS M, RANGANATHAN A, DELLAERT F. iSAM: incremental smoothing and mapping [J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2008, 24(6): 1365–1378.

Background

LONG Chao, born in 1992, M. S. candidate. His research interests include computer vision and robot navigation.

HAN Bo, born in 1969, associate professor. His research interests include navigation and control of UAV (unmanned aerial vehicles).

ZHANG Yu, born in 1980, lecturer. His research interests include computer vision and navigation and control of UAV (unmanned aerial vehicles).