

文章编号 1004-924X(2014)06-1631-08

基于显著性分析的立体图像视觉舒适度预测

邵 枫*, 姜求平, 蒋刚毅, 郁 梅

(宁波大学 信息科学与工程学院, 浙江 宁波 315211)

摘要: 分析了传统的基于全局视差特性的像视觉舒适度评价模型的不足, 提出了一种基于显著性分析的立体图像视觉舒适度客观预测模型。首先, 根据人眼的立体视觉注意力机制, 利用协方差矩阵和 Sigma 特征集分别计算得到图像显著图和深度显著图, 并组合得到立体显著图; 然后, 利用立体显著图加权得到立体图像视觉舒适度感知特征; 最后, 通过支持向量回归构造视觉舒适度预测函数, 建立视觉舒适度感知特征和主观评价之间的关系模型, 从而预测得到立体图像视觉舒适度客观评价。实验结果表明, 本文评价方法的 Pearson 线性相关系数值达到 0.79, Spearman 等级相关系数值达到 0.81, 表明提出的模型更加符合人眼视觉特性, 得到的客观评价与主观感知具有较高的一致性。

关键词: 立体图像; 视觉舒适度评价; 视觉显著图; 协方差矩阵; Sigma 特征集

中图分类号: TP391.4 **文献标识码:** A **doi:** 10.3788/OPE.20142206.1631

Prediction of visual discomfort of stereoscopic images based on saliency analysis

SHAO Feng*, JIANG Qiu-ping, JIANG Gang-yi, YU Mei

(Faculty of Information Science and Engineering, Ningbo University, Ningbo 315211, China)

* Corresponding author, E-mail: shaofeng@nbu.edu.cn

Abstract: The drawbacks of the traditional visual comfort assessment metrics for stereoscopic images by using only global disparity features were analyzed. An objective visual discomfort prediction model of stereoscopic images was proposed based on visual saliency analysis. Firstly, an image saliency map and a depth saliency map were calculated by using covariance matrices and Sigma feature sets respectively according to the stereo visual attention mechanism of human eyes and the stereoscopic saliency map was obtained by combination of the two calculations. Then, visual discomfort perceptual features were obtained by using the stereoscopic saliency map as weighting. Finally, the relationship between the visual discomfort perceptual features and the subjective scores was established by constructing a visual discomfort prediction function with support-vector regression, and the objective visual comfort scores were predicted. Experimental results show that the Pearson Linear Correlation Coefficient (PL-CC) index of the proposed method reaches 0.79, and the Spearman Rank Order Correlation Coefficient (SRCC) index reaches 0.81. These results indicate that the proposed model can achieve higher consistency with subjective perceptual of stereoscopic images, and is more consistent with human visual systems.

收稿日期: 2013-10-16; 修订日期: 2013-12-06.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No. 61271021); 宁波市自然科学基金资助项目 (No. 2012A610039)

Key words: stereoscopic image; visual comfort assessment; visual saliency map; covariance matrix; Sigma feature set

1 引言

三维/立体视频技术能够提供多感知性、深度沉浸和临场体验,极大地提升了观看者的视觉体验质量(Quality of Experience, QoE)。近年来,立体视频的视觉舒适度(Visual Comfort, VC)问题受到越来越广泛的关注。影响立体图像/视频视觉舒适度的主要因素有观看环境、显示设备^[1,2]、视频内容等^[3]。现有的主观实验结果表明,过大的双目视差、图像失真及双目不对称等都会导致视觉疲劳^[4]。目前的立体视频/图像质量评价方法主要考虑内容失真对视觉质量的影响^[5-7],而较少考虑立体视频内容引起的视觉观看不舒适等因素。因此,建立有效的立体图像/视频的 VC 客观评价模型十分必要。

现有的立体图像 VC 客观评价方法主要基于全局视差幅值、方差和变化范围等视差特性来预测视觉舒适度^[8-9]。然而,基于全局视差特性的 VC 评价模型并不符合人眼的立体视觉注意力机制。例如,对于两组具有相同平均视差的立体图像,其中一组立体图像的显著对象具有较大的负视差(“跃出”屏幕,更吸引人的注意力),而另一组立体图像的视差分布则较为“平稳”,通常观看第一组立体图像时会产生较强的视觉不舒适感。然而,现有的立体图像舒适度评价方法由于忽略人眼的立体视觉注意力机制,导致无法准确地预测立体图像 VC 程度。

显著区域提取是模拟人眼视觉注意力机制的一条重要的途径,目前已提出了许多静态图像的显著区域提取方法。Itti 等人首先提出基于数据驱动的自底向上的视觉显著性模型^[10];Hou 等人提出基于频域分析的显著性模型^[11];Bruce 等人提出基于自然图像统计特性的显著性模型^[12];Zhao 等人采用机器学习方法检测视觉显著性^[13];Erdem 等人利用协方差矩阵进行非线性特征融合来检测视觉显著性^[14]。然而,上述的静态图像视觉显著性检测方法并没有考虑深度信息对立体视觉显著性的影响(立体图像的深度线索不仅反映场景的几何位置信息,而且也会对人眼视觉注意力产生影响)。Lang 等人通过一系列的直

观感知实验发现,三维观看条件下的视觉显著图与静态图像显著图有着明显的差异^[15]。因此,需要建立立体图像视觉显著性检测模型。

本文通过分析传统的基于全局视差特性的 VC 评价模型的不足,提出了一种基于显著性分析的立体图像 VC 预测方法。根据人眼的立体视觉注意力机制,利用视觉显著图加权得到立体图像 VC 感知特征,从而预测得到立体图像 VC 客观评价价值。与现有的 VC 评价方法相比,本方法构造的 VC 预测模型能够很好地反映不同区域对 VC 的影响。

2 立体图像 VC 预测方法

本文提出一种基于显著性分析的立体图像 VC 预测方法,其算法框架如图 1 所示。该方法主要包括 4 部分:(1)显著特征提取:提取彩色图像的亮度、颜色、梯度、Log-Gabor 滤波响应、空间位置等特征;提取视差图像的视差幅值、视差梯度和视差对比度特征;(2)立体显著图计算:分别构造彩色图像和深度图像的区域协方差矩阵和 Sigma 特征集,获取彩色图像显著图和深度显著图,并结合得到立体显著图;(3)视觉舒适度感知特征提取:根据立体显著值加权得到立体图像视觉舒适度感知特征;(4)视觉舒适度预测:通过支持向量回归(Support Vector Regression, SVR)建立感知特征与主观值之间的关系模型,从而预测得到立体图像 VC 客观评价价值。

2.1 区域协方差矩阵

Tuzel 等人首次提出用协方差矩阵作为局部图像特征描述子^[16],目前区域协方差矩阵被广泛应用于纹理识别、对象检测和对象跟踪等领域。区域协方差矩阵 \mathbf{C} 可以定义为:

$$\mathbf{C} = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (\mathbf{f}_i - \boldsymbol{\mu})(\mathbf{f}_i - \boldsymbol{\mu})^T, \quad (1)$$

其中: $\{\mathbf{f}_i\}_{i=1,2,\dots,n}$ 表示该区域内各像素点的特征向量; $\boldsymbol{\mu}$ 表示该区域内所有像素点的均值特征向量。不同区域的图像块构造的协方差矩阵如图 2 所示,很明显,对于相似性程度较高的图像块,其协方差矩阵也较为相似,反之亦然。

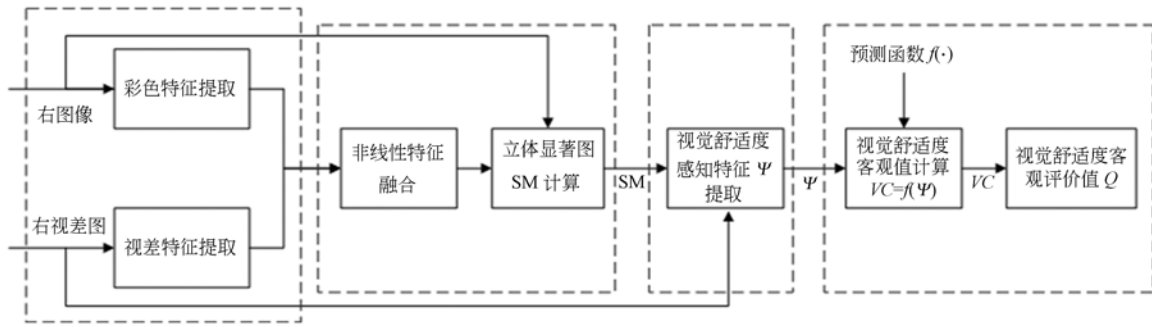


图 1 立体图像视觉舒适度预测框图

Fig.1 Framework of VC prediction for stereoscopic image

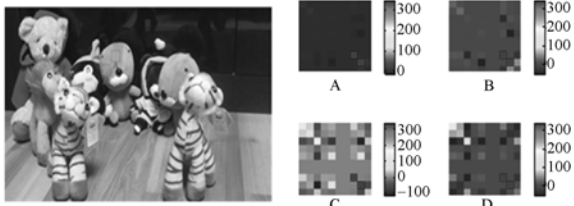


图 2 区域协方差矩阵示意图

Fig.2 Example of regional covariance matrix

2.2 Sigma 特征集

虽然协方差矩阵能够得到当前图像块的二阶统计特征,且对各种场景变化具有较好的鲁棒性,却不能很好地结合包括一阶统计特征在内的其他特征信息,而图像的一阶统计特征对视觉显著性往往具有较大的影响。Sigma 特征集能够将协方差矩阵进行分解,且将图像块均值特征向量与 Sigma 特征集连接^[17],从而得到新的视觉感知特征集。因此,本文首先对协方差矩阵进行 Cholesky 分解,得到初始 Sigma 特征集,然后将均值向量作为附加的特征信息连接在初始 Sigma 特征集上,得到新的 Sigma 特征集作为该区域的特征描述子。区域 R 的 Sigma 特征集 S 的构造过程如下:

- (1) 计算区域 R 的协方差矩阵 $C, C \in \mathbf{R}^{d \times d}$, 其中, d 为特征向量的维数;
- (2) 对 C 进行 Cholesky 分解, $C = LL^T$, 其中, L 是下三角矩阵;
- (3) 将 L 乘以标量 $\sqrt{d}, L = L \times \sqrt{d}$;
- (4) $S_i = \{L_1, \dots, L_d, (-L_1), \dots, (-L_d)\}$, 其中: L_i 表示 L 的第 i 列向量;
- (5) Sigma 特征集表示为:

$$S = \{S_c, \mu\} = \{L_1, \dots, L_d, (-L_1), \dots, (-L_d), \mu\},$$

其中: μ 表示区域 R 内所有像素点的均值向量。

2.3 立体显著图模型

不同于二维静态图像的显著图模型,立体显著图模型的建立不仅需要考虑到二维静态视觉显著特征,还需要考虑到立体图像的视差/深度特征对肉眼立体视觉注意力的影响。本文首先分别构造彩色图像和深度图像的区域协方差矩阵和 Sigma 特征集,然后分别计算二维静态显著图和深度显著图,最后将两者结合得到立体显著图,从而可以有效地反映视差/深度特征对立体显著性的影响。

2.3.1 二维静态显著图

对于原始右图像 I_R , 首先将 I_R 分解成尺寸为 $k \times k$ 的非重叠图像块, 然后计算当前块 R_i 和相邻块 $\{R_j\}$ 之间的 Sigma 特征集的相似性 ρ 来反映当前块 R_i 的显著性, ρ 值越小表示当前块的显著性越大; k 值表示不同的尺度。

本文采用亮度、颜色、梯度、Log-Gabor 滤波响应、空间坐标位置等特征来构造各个像素点的特征向量, 记为 $f(x, y)$:

$$f(x, y) = \left[\begin{array}{c} \left| \frac{\partial I_R(x, y)}{\partial x} \right|, \left| \frac{\partial I_R(x, y)}{\partial y} \right|, L(x, y), a(x, y), b(x, y), \\ \Delta RG(x, y), \Delta BY(x, y), LG(x, y), x, y \end{array} \right] \quad (2)$$

式中: $\left| \frac{\partial I_R(x, y)}{\partial x} \right|$ 和 $\left| \frac{\partial I_R(x, y)}{\partial y} \right|$ 分别为水平梯度和垂直梯度值, $L(x, y), a(x, y)$ 和 $b(x, y)$ 分别表示 CIELAB 颜色空间的 3 个分量的颜色值; $\Delta RG(x, y)$ 和 $\Delta BY(x, y)$ 分别表示红-绿和蓝-黄颜色分量^[18]; $LG(x, y)$ 表示 Log-Gabor 滤波响应^[19]; x 和 y 分别表示坐标位置。

根据构造的特征向量 $f(x, y)$, 根据公式(1)

计算得到图像块 R_i 的协方差矩阵, 记为 $C_i \in \mathbf{R}^{10 \times 10}$, 进而得到 Sigma 特征集, 记为 $S_i \in \mathbf{R}^{10 \times 21}$ 。于是, 当前图像块 R_i 的显著值可定义为:

$$S(R_i) = \frac{\sum_{j \in \Omega} k(y_i, y_r) \cdot y_j}{\sum_{j \in \Omega} k(y_i, y_r)}, \quad (3)$$

式中: Ω 表示当前块 R_i 的邻域范围(选取以当前块为中心的 7×7 个图像块); $y_r = \min\{y_j | j \in \Omega\}$;

$k(y_i, y_r) = e^{-\frac{(y_i - y_r)^2}{h}}$; 在本文中取 $h = 0.5$; y_j 表示当前块 R_i 和相邻块 R_j 的 Sigma 特征集之间的距离, 可以表示为:

$$y_j = \rho(S_i, S_j) = \frac{\|S_i - S_j\|}{1 + \|x_i - x_j\|}, \quad (4)$$

式中: S_i 和 S_j 分别表示由 R_i 和 R_j 的 Sigma 特征集向量; x_i 和 x_j 分别表示 R_i 和 R_j 的空间坐标位置向量。

此外, 考虑到人眼的中心偏移(center-bias)特性(即人眼更易将图像的中心位置区域认为是感兴趣区域), 当前图像块 R_i 的显著值可扩展成如下形式:

$$S'(R_i) = \left(1 - \frac{\|x_i - x_c\|}{Z}\right) \cdot S(R_i), \quad (5)$$

其中: x_c 表示整幅图像的中心坐标位置向量; $Z = \max_{i \in I} \|x_i - x_c\|$ 。

此外, 考虑到图像中的显著区域应该在不同尺度下都具有较强的显著值, 本文将不同块尺寸 k (尺度因子)的显著图进行融合, 得到最终的显著

图。二维静态显著图 $SM_{2D}(x, y)$ 表示为:

$$SM_{2D}(x, y) = G_\sigma(x, y) * \prod_{k \in K} \hat{S}_k(x, y), \quad (6)$$

其中: $G_\sigma(x, y)$ 表示标准差为 σ 的高斯滤波器; $\hat{S}_k(x, y)$ 表示第 k 个尺度的显著图, $k \in \{8, 16, 32, 64\}$ 。

2.3.2 深度显著图

研究表明深度对比度(depth contrast)特征对人眼的深度感知起着主导作用^[20], 而视差图像可以有效地反映场景的深度信息。在本文中, 采用视差幅值、视差梯度和视差对比度特征来构造各个像素点的特征向量, 记为 $g(x, y)$:

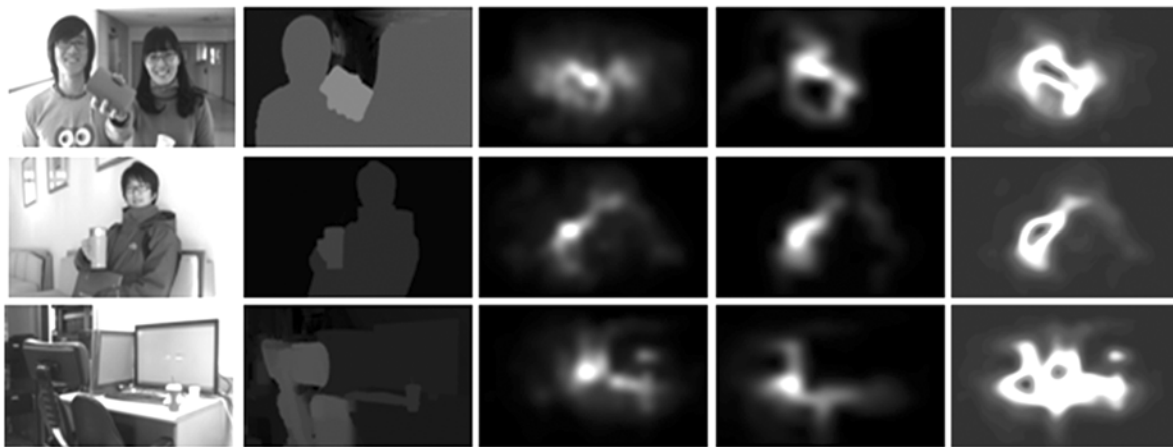
$$g(x, y) = \left[d(x, y), \left| \frac{\partial d(x, y)}{\partial x} \right|, \left| \frac{\partial d(x, y)}{\partial y} \right|, DoG(x, y) \right], \quad (7)$$

其中: $d(x, y)$ 表示视差值, $\left| \frac{\partial d(x, y)}{\partial x} \right|$ 和 $\left| \frac{\partial d(x, y)}{\partial y} \right|$ 分别表示水平视差梯度和垂直视差梯度; $DoG(x, y)$ 表示 DoG 滤波器响应值^[21]。采用与二维静态显著图类似的方法计算得到深度显著图, 记为 $SM_{dep}(x, y)$ 。

采用线性方式将二维静态显著图 $SM_{2D}(x, y)$ 和深度显著图 $SM_{dep}(x, y)$ 进行结合, 得到立体显著图, 记为 $SM(x, y)$:

$$SM(x, y) = \lambda \cdot SM_{2D}(x, y) + (1 - \lambda) \cdot SM_{dep}(x, y). \quad (8)$$

在本文中取 $\lambda = 0.5$ 。图 3(a)~3(e) 分别给



(a) 右视点图像 (b) 右视差图 (c) 静态显著图 (d) 深度显著图 (e) 立体显著图
 (a) Right-view point image (b) Right disparity map (c) Static saliency map (d) Depth saliency map (e) Stereoscopic saliency map

图 3 立体显著图提取结果

Fig. 3 Examples of stereoscopic saliency maps

出了 3 组立体图像的右视点图像、右视差图、静态显著图、深度显著图和立体显著图,从图中可以看出,采用本方法提取的立体显著图能够很好地反映人类视觉的感知重要性程度。

3 立体图像 VC 评价

根据人眼视觉注意力特性,人眼对视觉显著区域的视觉舒适/不舒适比较敏感,如果仅以全局的视差统计特征来预测视觉重要区域的视觉舒适程度,会导致无法准确地预测立体图像 VC 程度。本文采用立体显著值对 VC 感知特征进行加权,最后利用 SVR 建立特征与主观值之间的关系模型,从而训练得到 VC 预测函数。

3.1 VC 感知特征提取

现有的研究表明,立体图像的视差特征(包括视差幅值和视差梯度)和空间频率都会影响 VC。过大的视差会导致立体图像 VC 急剧下降(视差幅值和视差梯度分别反映了立体图像的绝对视差和相对视差)。此外,图像的空间频率也会影响立体图像的深度感知。因此,本文选取基于显著图加权的视差幅值 ξ_1 、视差梯度 ξ_2 和空间频率特征 ξ_3 作为反映立体图像 VC 的感知特征。VC 的感知特征 $\Psi = [\xi_1, \xi_2, \xi_3]$ 计算如下:

$$\xi_1 = \frac{1}{W} \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N SM(x, y) \cdot d(x, y), \quad (9)$$

$$\xi_2 = \frac{1}{W} \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N SM(x, y) \cdot |\Delta d(x, y)|, \quad (10)$$

$$\xi_3 = \frac{1}{W} \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N SM(x, y) \cdot |c(x, y)|, \quad (11)$$

其中: W 为归一化因子, $W = \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N SM(x, y)$;

$\Delta d(x, y)$ 表示像素点 (x, y) 的视差梯度值; $c(x, y)$ 表示像素点 (x, y) 的空间频率特征。其中:

$$\Delta d(x, y) = (d(x+1, y) + d(x-1, y) + d(x, y+1) + d(x, y-1)) / 4 - d(x, y) \quad (12)$$

$$c(x, y) = \sqrt{(I(x, y) - I(x-1, y))^2 + (I(x, y) - I(x, y-1))^2} \quad (13)$$

3.2 VC 客观预测值

立体图像的 VC 客观评价值可以由感知特征向量 $\Psi = [\xi_1, \xi_2, \xi_3]$ 和预测函数 f 来预测得到,

即 $VC = f(\Psi)$ 。在本文中,预测函数 f 通过 SVR 训练得到。本文采用 ϵ -SVR 描述,其可以表示为:

$$f(\Psi) = \sum_{i=1}^n w_i K(\Psi_i, \Psi) + b, \quad (14)$$

式中: w_i 表示加权系数向量; b 是偏置项; $K(\Psi_i, \Psi)$ 为核函数,本文选取径向基核函数^[22]。在本实验中取核参数为 130。

4 实验结果与分析

为了验证本方法的有效性,采用韩国先进科学技术院提供的立体图像数据库作为立体图像样本数据集^[23]。该立体图像库由 120 frame 分辨率为 $1\ 920 \times 1\ 080$ 的立体图像组成,其中:包括室内场景 62 frame,室外场景 58 frame,其右视点图像如图 4 所示。该立体图像库的主观实验均按照 ITU-R BT. 500-11 和 ITU-R BT. 1438 规定的标准进行,最终得到每幅立体图像的平均主观评分值(Mean Opinion Score, MOS)值, MOS 值越大表示立体图像的视觉舒适度越高。此外,该测试库采用深度估计软件(Depth Estimation Reference Software, DERS)计算得到右视差图像。



图 4 立体图像数据库右视点图像

Fig. 4 Right-view images of stereoscopic image database

本文采取 200 次 10 折交叉验证方法来评估立体图像 VC 感知特性的预测性能。所谓 10 折交叉验证,就是随机将立体图像样本数据集等分成 10 个互不相交的子集,其中 9 份立体图像子集为训练样本集,构造训练模型,剩余的 1 份为测试样本集。由于在主观质量评价实验中会引入一系列非线性因素,所以为避免非线性因素对客观评价模型性能的影响,需要将模型的客观评价分

值 Q 做非线性拟合, 本文采用 5 参数 Logistic 函数进行非线性拟合, 从而预测得到客观模型预测值 MOS_p :

$$MOS_p = \beta_1 \cdot \left[\frac{1}{2} - \frac{1}{1 + \exp(\beta_2 \cdot (Q - \beta_3))} \right] + \beta_4 \cdot Q + \beta_5, \quad (15)$$

其中: 参数 $\beta_1, \beta_2, \beta_3, \beta_4$ 和 β_5 通过训练得到。

本文采用 4 个常用的指标来评价客观模型预测性能, 即 Pearson 相关系数 (Pearson Linear Correlation Coefficient, PLCC), Spearman 相关系数 (Spearman Rank-order Correlation Coefficient, SRCC), Kendall 相关系数 (Kendall Rank-order Correlation Coefficient, KRCC) 和均方根误差 (Root Mean Squared Error, RMSE)。其中: PLCC 和 RMSE 用于反映客观评价模型预测值的准确性, SRCC 和 KRCC 用于反映客观评价模型预测值的单调性。若 PLCC、SRCC 和 KRCC 的值越接近 1, RMSE 值越小, 则说明客观评价预测值与平均主观评分值的相关性越好。为保证 10 折交叉验证对训练样本集和测试样本集的分类不具有依赖性, 本文采取 200 次 10 折交叉验证, 将得到的 200 组客观参量的平均值作为该 VC 客观评价模型的评价性能。

表 1 给出了本方法与文献[8]和文献[9]方法的各项性能比较。由表中数据可以看出, 本文方法的 PLCC 值在 0.79 以上, SRCC 值在 0.81 以上, 均优于文献[8]和文献[9]方法的各个评价指标。此外, 为了更好地说明不同特征选择对 VC 的影响程度, 对采用不同特征组合 ($\Psi = [\xi_1, \xi_2]$ 、 $\Psi = [\xi_1, \xi_3]$ 及 $\Psi = [\xi_2, \xi_3]$) 的评价性能进行比较。由表中数据可以看出, 视差幅度特征 ξ_1 对舒

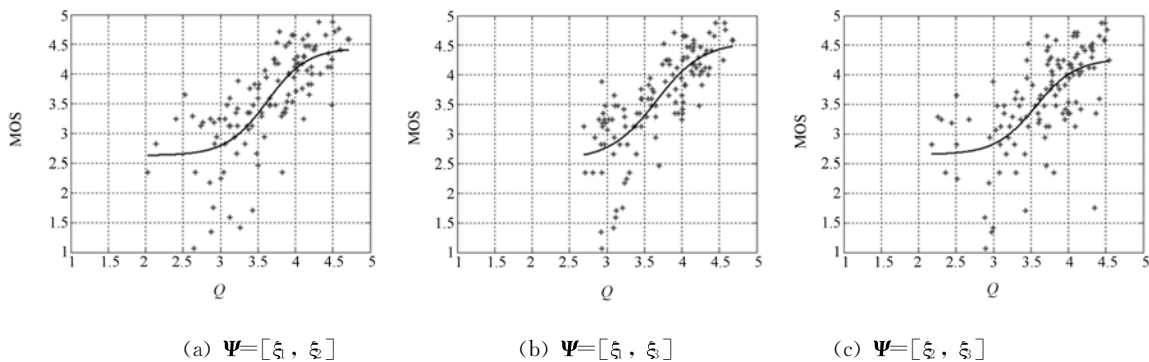
适度评价有较大的影响, ξ_2 的影响最小, 由 $\Psi = [\xi_1, \xi_2, \xi_3]$ 特征组合的评价性能是最优的, 从而说明由本文方法预测得到的客观评价价值与人眼的主观感知具有较高的一致性。

表 1 不同客观评价模型评价性能指标比较

Tab.1 Comparison of evaluation performance for different objective evaluation models

方法	指标			
	PLCC	SRCC	KRCC	RMSE
文献[8]	0.660 2	0.675 0	0.481 8	0.604 3
文献[9]	0.742 7	0.768 9	0.567 9	0.538 7
$\Psi = [\xi_1, \xi_2, \xi_3]$	0.799 6	0.819 2	0.612 3	0.473 2
$\Psi = [\xi_1, \xi_2]$	0.747 8	0.788 1	0.584 9	0.534 1
$\Psi = [\xi_1, \xi_3]$	0.772 6	0.810 1	0.603 8	0.510 9
$\Psi = [\xi_2, \xi_3]$	0.647 2	0.680 0	0.501 6	0.613 3

图 5(a)~5(f) 给出了不同客观评价模型预测得到的客观预测值与 MOS 值的散点图。从图中可以看出, 由文献[8]和文献[9]方法预测得到的客观评价价值主要集中在 3~4.5 之间, 即使对于那些极度不舒适的立体图像对 (MOS 介于 1~2 之间), 由文献[8]和文献[9]方法预测得到的客观评价价值也仍然集中在 3~3.5 之间, 这说明这些方法不能很好地预测视觉舒适度较低的立体图像的客观评价价值。而从图 5(f) 中可以看出, 即使对于这些极度不舒适的立体图像对, 本文方法也可以较为准确地预测其 VC。此外, 对于那些非常舒适的立体图像对 (MOS 值大于 4.5), 本文方法能够很好地预测其 VC。因此, 本文方法得到的客观评价价值与主观 MOS 值的散点图较为集中, 更加符合人眼的主观感知, 可以有效评价立体图像 VC。



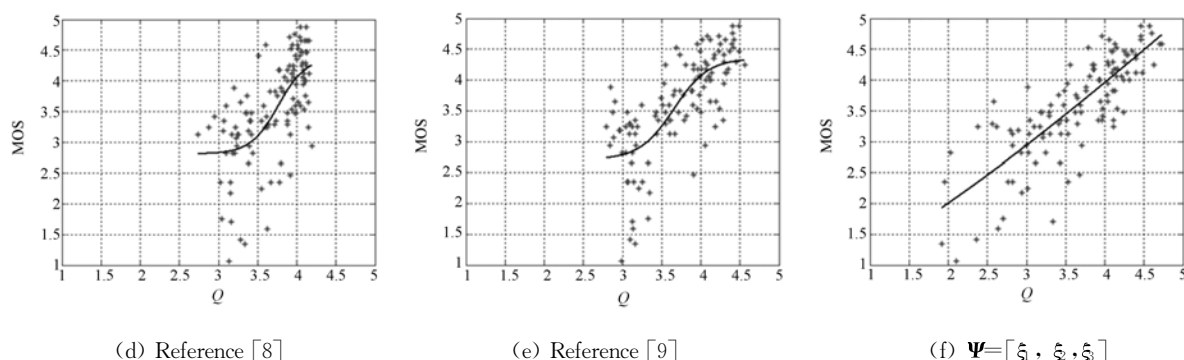


图5 采用不同方法得到的客观评价与 MOS 值的散点图

Fig. 5 Scatter plots between objective scores and MOS values for different evaluation metrics

5 结 论

本文提出了一种基于显著分析的立体图像视觉舒适度预测模型,通过构造彩色图像和深度图像的区域协方差矩阵和 Sigma 特征集,得到立体显著图,并根据立体显著值加权得到立体图像视觉舒适度感

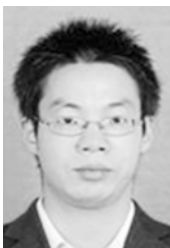
知特征,最后通过支持向量回归预测得到立体图像视觉舒适度客观评价。实验结果表明,该模型与主观评价结果具有较高的一致性,能够较为准确地反映立体图像的视觉舒适程度。在本文的基础上,接下来将考虑如何更精确地建立立体显著图模型以及寻找最优的影响视觉舒适度的感知特征,从而提高客观方法预测的准确性。

参考文献:

- [1] 李艳,苏萍,马建设,等. 立体投影质量的评价方法及系统 [J]. 液晶与显示, 2012, 27(1): 31-37.
LI Y, SU P, MA J SH, *et al.*. Evaluation method and system of stereoscopic projection quality [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2012, 27(1): 31-37. (in Chinese)
- [2] 李小方,王琼华,李大海,等. 自由立体显示器观看视觉疲劳 [J]. 液晶与显示, 2008, 23(4): 464-467.
LI X F, WANG Q H, LI D H, *et al.*. Viewer's visual fatigue in autostereoscopic display [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2008, 23(4):464-467. (in Chinese)
- [3] LAMBOOIJ M, IJSSELSTEIJN W A, FORTUIN M, *et al.*. Visual discomfort and visual fatigue of stereoscopic displays: a review [J]. *Journal of Imaging Science and Technology*, 2009, 53(3):1-14.
- [4] TAM W J, SPERANZA F, YANO S, *et al.*. Stereoscopic 3D-TV: Visual comfort [J]. *IEEE Transactions on Broadcasting*, 2012, 57(2): 335-346.
- [5] 范媛媛,沈湘衡,桑英军. 基于对比度敏感度的无参考图像清晰度评价 [J]. 光学精密工程, 2011, 19(10): 2485-2493.
FAN Y Y, SHEN X H, SANG Y J. No reference image sharpness assessment based on contrast sensitivity [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2011, 19(10): 2485-2493. (in Chinese)
- [6] 袁飞,黄连芬,姚彦. 基于视觉掩盖效应和奇异值分解的图像质量评测方法 [J]. 光学精密工程, 2008, 16(4): 706-713.
YUNA F, HUANG L F, YAO Y. Image quality evaluation based on visual masking effect and singular value decomposition [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2008, 16(4): 706-713. (in Chinese)
- [7] 郁梅,孔真真,朱江英. 基于视觉阈值及通道融合的立体图像质量评价 [J]. 光学精密工程, 2013, 21(6): 1605-1612.
YU M, KONG ZH ZH, ZHU J Y. Stereoscopic image quality assessment based on visual threshold and channel fusion [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2013, 21(6): 1605-1612. (in Chinese)
- [8] CHOI J, KIM D, HAM B, *et al.*. Visual fatigue evaluation and enhancement for 2D-plus-depth video [C]. 2010 17th IEEE International Conference on Image Processing (ICIP2010), 2010: 2981-2984.
- [9] LAMBOOIJ M, IJSSELSTEIJN W A, HEYNDERICKX I. Visual discomfort of 3-D TV: Assessment methods and modeling [J]. *Displays*, 2012, 32(4): 209-218.
- [10] ITTI L, KOCH C, NIEBUR E. A model of saliency-

- based visual attention for rapid scene analysis [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1998, 20(11): 1254-1259.
- [11] HOU X, ZHANG L. Saliency detection: A spectral residual approach [C]. In *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR2007)*, 2007: 1-8.
- [12] BRUCE N, TSOTSOS J. Saliency based on information maximization [C]. *Advance in Neural Information Processing Systems (NIPS2006)*, 2006: 155-162.
- [13] ZHAO Q, KOCH C. Learning visual saliency by combining feature maps in a nonlinear manner using AdaBoost [J]. *Journal of Vision*, 2012, 12(6): 22, 1-15.
- [14] ERDEM E, ERDEM A. Visual saliency estimation by nonlinearly integrating features using region covariance [J]. *Journal of Vision*, 2013, 13(4): 11, 1-20.
- [15] LANG C Y, NGUYEN T V, KATTI H, *et al.*. Depth matters: influence of depth cues on visual saliency [C]. *12th European Conference on Computer Vision (ECCV2012)*, Florence, Italy, 2012: 101-115.
- [16] TUZEL O, PORIKLI F, MEER P. Region covariance: A fast descriptor for detection and classification [C]. In *European Conference of Computer Vision (ECCV 2006)*, Series: *Lecture Notes in Computer Science (3952)*, Berlin, 2006: 589-600.
- [17] HONG X P, CHANG H, SHAN SH G, *et al.*. Sigma set: A small second order statistical region descriptor [C]. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR2009)*, 2009:1802-1809.
- [18] KIM J S, SIM J Y, KIM CH S. Multiscale saliency detection using random walk with restart [J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2013,24(2):198-210.
- [19] ZHANG L, GU ZH Y, LI H Y. SDSP: A novel saliency detection method by combining simple priors [C]. *2013 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP2013)*, Session: *Visual Attention and Saliency*, Melbourne, Australia, 2013.
- [20] BROOKES A, STEVENS K. The analogy between stereo depth and brightness [J]. *Perception*, 1989, 18(5): 601-614.
- [21] WANG J L, SILVA M P D, CALLET P L, *et al.*. A computational model of stereoscopic 3D visual saliency [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2013, 22(6): 2151-2165.
- [22] ZHANG X G. Introduction to statistical learning theory and support vector machines [J]. *Acta Automation Sinica*, 2000, 26(1):32-41.
- [23] IVY Lab stereoscopic image database [OL]. [2013-03-12]. <http://ivylib.kaist.ac.kr/demo/3DVCA/3DVCA.htm>.

作者简介:



邵 枫(1980—),男,浙江杭州人,副教授,硕士生导师,2002年、2007年于浙江大学分别获得学士、博士学位,主要从事三维视频编码与多媒体信号处理方面的研究。E-mail: shaofeng@nbu.edu.cn