

基于双目融合与竞争的无参考立体图像质量评价方法

何美伶¹, 郁梅^{1,2*}

(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 210093)

摘要: 根据人眼对立体图像的感知过程, 提出了一种基于双目融合和竞争特性的无参考立体图像质量评价方法. 首先将左右视点图像进行融合, 对得到的独眼图进行 Gabor 特征提取; 然后对左右视点图像的绝对差值图提取特征; 最后将独眼图特征和绝对差值图特征融合得到立体图像特征集, 通过支持向量回归预测得到客观值. 采用该方法对 LIVE 立体图像数据库进行评价, Pearson 线性相关系数(PLCC)和 Spearman 等级相关系数(SROCC)均在 0.94 左右, 优于其他参与对比的质量评价方法. 表明该方法符合人眼视觉特性, 能够很好地描述人眼感知特性.

关键词: 立体图像质量评价; 无参考图像质量评价; 双目融合; 双目竞争; 独眼图

中图分类号: TN919.81

文献标志码: A

文章编号: 1001-5132 (2016) 04-0050-06

数字图像在经过编码、压缩、传输等处理过程后, 往往会存在不同形式、不同程度的失真, 这些失真均会引起视觉质量的下降. 因此, 如何对图像质量进行准确有效的评价已成为图像处理领域的研究热点^[1-2]. 图像质量评价(Image Quality Assessment, IQA)通常分为主观评价和客观评价, 由于客观评价能自动测量图像质量, 且可以实时处理, 因此受到研究者广泛关注. 根据对原始图像信息的依赖程度, IQA 方法可分为全参考^[3-6]、半参考和无参考. 由于在实际应用中往往无法获得原始图像, 因而迫切需要解决无参考 IQA 问题^[7], 这也是立体图像质量评价(Stereoscopic Image Quality Assessment, SIQA)研究的难点之一.

立体图像利用人眼的双目视差原理, 由双眼各自接收来自同一场景的图像, 通过大脑融合形成视差, 从而给予用户立体感和真实感. SIQA 主要分为两类: 一类是对左右视点分别评价, 然后加权得到客观值; 另一类则是在对左右视点评价的基础上, 加入视差/深度信息. 目前已有一些 SIQA 方法, 如 Benoit 等^[8]在平面 IQA 基础上引入深度信

息; You 等^[9]比较了常见的平面 IQA 方法对立体图像对和视差图的评价效果, 选取了最优组合作为最终评价值; Chen 等^[10]将立体图像合成独眼图, 提取独眼图的统计特性作为 2D 特征, 将预测视差图和不确定性作为 3D 特征; Lin 等^[11]提出了一种基于频带联合的 SIQA 方法, 利用了高斯差分(Difference of Gaussian, DOG)的多频带分解和立体视觉的双目特性. 然而, 目前对左右图像的融合过程仍缺乏充分认识, 难以建立准确的数学模型, 且视点间存在双目抑制、双目融合等双目视觉特性. 因此, 建立符合人眼视觉感知的 SIQA 方法是一个值得深入研究的问题.

本文从人眼的双目视觉感知特性出发, 提出一种基于双目融合和竞争的无参考立体图像质量评价方法. 首先利用左右视点之间双目能量的影响生成独眼图, 使其与 Gabor 滤波器卷积提取特征; 再根据左右视点图像的绝对差值图(Absolute Difference Map, ADM)一定程度上能反映立体感知的特点, 对左右图像的 ADM 求取特征; 最后将两部分特征融合, 利用支持向量回归(Support Vector

收稿日期: 2015-10-10.

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

基金项目: 国家自然科学基金(61271270); 浙江省自然科学基金(LY15F010005).

第一作者: 何美伶(1991-), 女, 山东潍坊人, 在读硕士研究生, 主要研究方向: 立体图像及视频质量评价. E-mail: hemeiling1991@126.com

*通信作者: 郁梅(1968-), 女, 江苏无锡人, 博士/教授, 主要研究方向: 视频通信与图像处理等. E-mail: yumei@nbu.edu.cn

Regression, SVR)预测得到立体图像质量的客观值。

1 基于双目融合与竞争特性的无参考立体图像质量评价方法

根据人眼双目视觉中双目融合和双目抑制现象, 通过模拟人类视觉系统(Human Visual System, HVS)对双目信息的处理过程, 提出了基于双目融合和竞争的无参考立体图像质量评价方法, 其流程如图1所示。

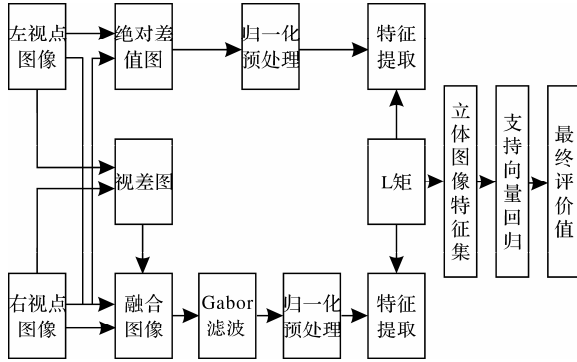


图1 无参考立体图像质量评价流程

首先根据人眼感知特性, 将左右视点融合得到独眼图像, 对独眼图进行 Gabor 滤波; 然后利用立体感知过程中存在双目竞争, 从 ADM 中提取特征; 接着对 Gabor 滤波后各子带和差值图利用 L 矩拟合估计; 最终利用 SVR 在主观评分值(Difference Mean Opinion Scores, DMOS)与特征之间建立一个映射, 从而得到客观值。

1.1 独眼图特征提取

将左右图像融合成一幅图像, 即独眼图。由于 HVS 中存在双目融合及双目竞争, 而空域中的 Gabor 滤波器与 HVS 简单细胞的二维反射区的视觉刺激响应很相似^[12], 因此我们采用 Gabor 滤波器的能量幅值响应作为加权因子得到独眼图(图2)。

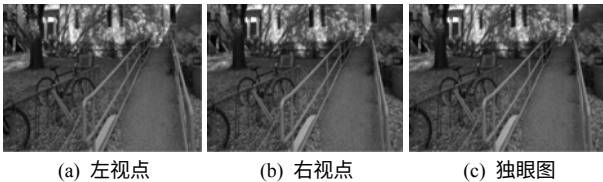


图2 立体图像与合成的独眼图

$$C_l(x, y) = \frac{GE_L(x, y)}{GE_L(x, y) + GE_R((x+d), y)} I_L(x, y) + \frac{GE_R((x+d), y)}{GE_L(x, y) + GE_R((x+d), y)} I_R((x+d), y),$$

其中: C_l 表示融合得到的独眼图, $GE_L(x, y)$ 和 $GE_R((x+d), y)$ 分别表示左右图像任意像素点 (x, y) 与 Gabor 滤波器卷积响应, d 是 I_L 中某一像素到 I_R 中对应像素的视差。二维 Gabor 滤波器的定义为:

$$G(x, y, f, \theta) = \frac{f^2}{\pi\gamma\eta} \exp \left[- \left(\frac{f^2}{\gamma^2} x'^2 + \frac{f^2}{\eta^2} y'^2 \right) + j2\pi f x' \right],$$

$$x' = x \cos \theta + y \sin \theta,$$

$$y' = -x \sin \theta + y \cos \theta,$$

其中: (x, y) 是像素点坐标, f 为空域频率, θ 是 Gabor 滤波器方向。

将有 N 个频率、 J 个方向的 Gabor 滤波器用到独眼图上, 得到 $2NJ$ 个响应 $\{(e_{n,j}(x), o_{n,j}(x)) : n = 0, \dots, N-1, j = 0, \dots, J-1\}$ (文中 $N=5, J=8$), 其中 $e_{n,j}(x)$ 和 $o_{n,j}(x)$ 分别代表 Gabor 滤波器的实部和虚部响应, 即共有 $2NJ$ 个 Gabor 响应图。Ruderman^[13]发现自然图像的局部归一化亮度系数服从高斯分布。我们通过归一化预处理去除 Gabor 响应图像像素之间的相关性:

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

其中: $I(i, j)$ 表示 $\{e_{n,j}(x)\}$ 或 $\{o_{n,j}(x)\}$, $\mu(i, j)$ 和 $\sigma(i, j)$ 分别为图像的均值与方差:

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

$$\sigma(i, j) = \sqrt{\sum_{k=-K}^K \sum_{l=-L}^L w_{k,l} (I_{k,l}(i, j) - \mu(i, j))^2}.$$

图3为原始图像及其5种失真图像, 图4为归一化 Gabor 子带系数。5种失真类型包括高斯模糊(Gblur)、白噪声(WN)、JPEG 失真(JPEG)、JP2K 失真(JP2K)和快衰落(FF)。从图4可知, 由于失真类型不同, 形状和尺度明显不同, 服从非对称广义高斯分布(Asymmetric Generalized Gaussian Distribution, AGGD)。由此可知, Gabor 子带系数随失真类型不同而改变, 可有效表示图像的感知质量。这里采用 AGGD 对 Gabor 系数进行拟合:

$$f(x; v, \sigma_l^2, \sigma_r^2) =$$

$$\begin{cases} \frac{v}{(\beta_l + \beta_r) \Gamma(1/v)} \exp(-(x/\beta_l)^v), & x < 0, \\ \frac{v}{(\beta_l + \beta_r) \Gamma(1/v)} \exp(-(x/\beta_r)^v), & x \geq 0, \end{cases}$$

其中: $\beta_l = \sigma_l \sqrt{\frac{\Gamma(1/v)}{\Gamma(3/v)}}$, $\beta_r = \sigma_r \sqrt{\frac{\Gamma(1/v)}{\Gamma(3/v)}}$, v 表示形状参数, σ_l^2 和 σ_r^2 分别是左右方差. 分布特征主要由参数 $(\eta, v, \sigma_l^2, \sigma_r^2)$ 决定, 均值 η 的求取公式为:

$$\eta = (\beta_l + \beta_r) \frac{\Gamma(2/v)}{\Gamma(1/v)}.$$

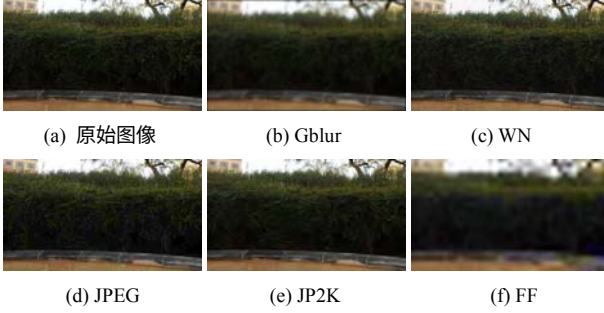


图3 原始图像及其5种失真图像

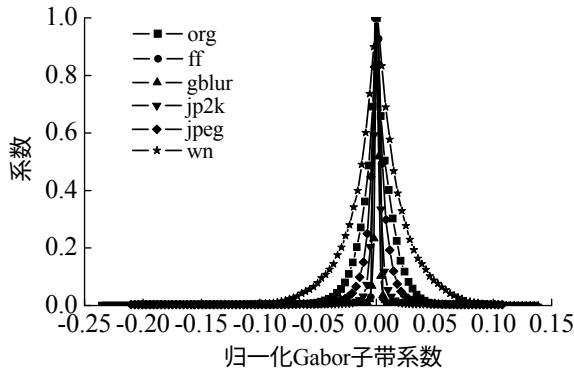


图4 归一化 Gabor 子带系数

1.2 绝对差值图特征提取

对立体图像而言, ADM 是两眼看到的不同信息, 表现为双目竞争, 可反映人眼的立体感知. 因此选用 ADM 来对图像质量进行客观评价.

设立体图像对 I_L 和 I_R 的绝对差值 $Diff$ 为:

$$Diff = |I_L - I_R|.$$

用一对立体图像为例来阐述 ADM 对立体图像质量的影响(图 5), 图 5(a)和(b)分别是左右视点, 图 5(c)为求得的 ADM. 从图 5 可以看出, ADM 是单幅视图的近似轮廓线. ADM 遵循广义高斯特性: 当图像特征不同, 其高斯模型的参数均值和方差



图5 立体图像对与其对应的绝对差值图

不同. 因此, 对 ADM 进行归一化预处理后, 利用 GGD 拟合:

$$f(x; \alpha, \sigma^2) = \frac{\alpha}{2\beta\Gamma(1/\alpha)} \exp(-(|x|/\beta)^\alpha),$$

其中

$$\beta = \sigma \sqrt{\Gamma(1/\alpha) / \Gamma(3/\alpha)}, \Gamma(\cdot) \text{ 为 gamma 函数,}$$

$$\Gamma(\alpha) = \int_0^\infty t^{\alpha-1} e^{-t} dt, t > 0,$$

其中: α 为形状参数, σ^2 为方差, 将 (α, σ^2) 作为特征.

由于自然图像具有多尺度特性, 因此对 ADM 进行 4 次 2 倍下采样, 最终得到 8 维特征向量.

1.3 立体图像特征融合

本文引进 L 矩对特征参数进行估计^[14], 使得特征更具鲁棒性. L 矩的计算公式为:

$$l_1 = b_0,$$

$$l_2 = 2b_1 - b_0,$$

$$l_3 = 6b_2 - 6b_1 + b_0,$$

$$l_4 = 20b_3 - 30b_2 + 12b_1 - b_0,$$

其中

$$b_0 = \frac{\sum_{i=1}^N X_{(i)}}{N},$$

$$b_r = \frac{\sum_{i=r+1}^N \frac{(i-1)(i-2)\cdots(i-r)}{(n-1)(n-2)\cdots(n-r)} X_{(i)}}{N},$$

为样本序列 $X(i)$, $i=1, 2, \dots, N$ 的可能性权重.

对独眼图和 ADM 中的参数进行 L 矩估计, 得到立体图像特征集. 然后采用 SVR 在特征集与 DMOS 之间建立一个映射. SVR 适合在高维特征空间中对数据进行处理, 且已经在很多 IQA 方法中成功应用. 我们采用 LIBSVM 工具箱^[15]中径向基核函数(Radial Basis Function, RBF)的 SVR 对特征进行回归, 从而预测得到立体图像的客观值. SVR 分为训练和测试两个阶段: 首先根据给定的训练样本 $(x_1, y_1), \dots, (x_n, y_n)$, 寻找从输入特征到目标值的最佳映射函数, 其中 $x_i \in R^d$ 表示第 i 幅图像利用上述方法提取的 d 维特征, $y_i \in R$ 为第 i 幅图像的 DMOS 值; 然后对所提供的 m 组测试样本 x_q , $q=1, 2, \dots, m$, 利用得到的最佳映射函数预测得到客观值.

2 实验结果及分析

2.1 测试数据库及性能指标

为了验证本文方法的有效性, 采用 LIVE 实验

室建立的 Phase I^[16]和 Phase II^[10]数据库进行评价实验. Phase I 数据库包含了 20 对原始立体图像和 365 对失真立体图像, Phase II 数据库包含 8 对原始立体图像和 360 对失真立体图像. 每个数据库均包含 5 种失真类型: JPEG、JP2K、WN、Gblur 和 FF, 其中 Phase II 数据库中包含对称与非对称失真. 每一幅失真图像都提供了相应的 DMOS 值, 值越大表明图像质量越差.

根据 VQEG^[17]中准则, 需用 5 参数的 Logistic 函数将客观评价进行非线性拟合, 得到客观模型预测值 $DMOS_p$ 为^[18]:

$$DMOS_p = \beta_1 \left(\frac{1}{2} - \frac{1}{1 + \exp(\beta_2(Q - \beta_3))} \right) + \beta_4 Q + \beta_5,$$

其中: Q 表示通过 SVR 预测得到的客观评价, 参数 β_1 、 β_2 、 β_3 、 β_4 、 β_5 通过训练得到.

为了保证训练和测试过程对数据库不具有依赖性, 我们随机选取数据库的 80% 作为训练集, 剩余的 20% 作为测试集, 采用 Pearson 线性相关系数 (PLCC)、Spearman 相关系数 (SROCC) 以及均方根误差 (RMSE) 检验客观预测和主观感知的一致性. PLCC 和 SROCC 绝对值越接近 1, RMSE 越小, 表明预测值与主观评价间的相关性越好.

2.2 实验结果及分析

为验证所提出方法与人类主观感知的一致性, 我们将评价结果与具有代表性的方法相比较. 比较平面 IQA 方法有: PSNR、MS-SSIM^[4]、FSIM^[5]、

表 1 LIVE Phase I 不同失真类型的性能比较结果

方法	指标	PSNR	MS-SSIM ^[5]	FSIM ^[6]	BRISQUE ^[8]	A[8]	A[9]	A[15]	A[10]	本文方法
WN	PLCC	0.935	0.940	0.927	0.941	0.925	0.941	0.942	0.917	0.959
	SROCC	0.932	0.942	0.929	0.940	0.930	0.941	0.948	0.919	0.933
JP2K	PLCC	0.785	0.919	0.927	0.847	0.939	0.877	0.912	0.907	0.945
	SROCC	0.799	0.892	0.905	0.812	0.910	0.860	0.888	0.863	0.897
JPEG	PLCC	0.219	0.686	0.624	0.615	0.640	0.487	0.603	0.695	0.831
	SROCC	0.121	0.613	0.582	0.569	0.603	0.439	0.532	0.617	0.785
Gblur	PLCC	0.935	0.944	0.943	0.926	0.948	0.919	0.942	0.917	0.963
	SROCC	0.931	0.926	0.922	0.860	0.931	0.882	0.925	0.878	0.935
FF	PLCC	0.703	0.802	0.815	0.853	0.747	0.730	0.776	0.735	0.868
	SROCC	0.587	0.723	0.723	0.784	0.699	0.588	0.707	0.652	0.806
全部	PLCC	0.835	0.926	0.931	0.910	0.902	0.881	0.917	0.895	0.955
	SROCC	0.834	0.926	0.923	0.901	0.899	0.786	0.916	0.891	0.944

表 2 LIVE Phase II 不同失真类型的性能比较结果

方法	指标	PSNR	MS-SSIM ^[5]	FSIM ^[6]	BRISQUE ^[8]	A[8]	A[9]	A[15]	A[10]	A[19]	本文方法
WN	PLCC	0.919	0.922	0.956	0.846	0.923	0.909	0.940	0.950	0.953	0.977
	SROCC	0.919	0.922	0.949	0.846	0.923	0.909	0.940	0.950	0.946	0.957
JP2K	PLCC	0.597	0.704	0.845	0.593	0.751	0.894	0.814	0.867	0.847	0.932
	SROCC	0.597	0.704	0.830	0.593	0.751	0.894	0.814	0.867	0.845	0.907
JPEG	PLCC	0.491	0.678	0.823	0.769	0.865	0.795	0.743	0.867	0.888	0.898
	SROCC	0.491	0.678	0.823	0.769	0.865	0.795	0.843	0.867	0.818	0.861
Gblur	PLCC	0.690	0.838	0.901	0.862	0.455	0.813	0.908	0.900	0.968	0.990
	SROCC	0.690	0.838	0.890	0.862	0.455	0.813	0.908	0.900	0.903	0.943
FF	PLCC	0.730	0.834	0.913	0.935	0.773	0.891	0.884	0.932	0.944	0.945
	SROCC	0.730	0.834	0.896	0.935	0.773	0.891	0.884	0.932	0.899	0.925
全部	PLCC	0.665	0.792	0.787	0.770	0.728	0.786	0.889	0.895	0.913	0.937
	SROCC	0.665	0.792	0.787	0.770	0.728	0.786	0.889	0.895	0.905	0.927

BRISQUE^[7], 这里将左右视点评价值的平均作为最终评价值. 比较 SIQA 方法有: Benoit^[8]、You^[9]、Cyclopean MS-SSIM^[15]、Chen^[10]、S3D-BLINQ^[19], 分别表示为 A[8]、A[9]、A[15]、A[10]、A[19].

表 1 和表 2 分别给出了在 LIVE Phase I 和 Phase II 数据库中本文方法对不同失真类型的性能指标, 其中效果最优的加粗表示. 从表 1 可看出, 对于大部分失真类型, 本文方法优于其他方法, 只有 WN 失真 SROCC 值与 Cyclopean MS-SSIM 方法有些差距. 表 2 显示, 本文方法对 WN、JP2K 失真以及 Gblur 失真的评价效果优于其他方法. 从总体评价效果看, 本文方法具有明显优势, 与人眼感知吻合度更高. 虽然 Phase II 数据库总体评价效果不如 Phase I 数据库, 但针对不同失真类型, Phase II 比 Phase I 的评价结果好, 这可能是由于 Phase II 中包含对称与非对称失真, 数据库更加复杂. 而本文融入了双目融合和双目竞争特性, 比最新的 S3D-BLINQ 方法的 SROCC 值高, 与人类主观感受一致性增强.

为了验证所选取特征对于不同数据库的鲁棒性, 在 Phase I 和 Phase II 数据库上进行跨库测试, 结果见表 3. 从表 3 可知, 无论在哪个数据库上作训练, 最终的评价效果都比较稳定, 不过在 Phase I 上训练、Phase II 上测试的结果明显不如在 Phase II 上训练、Phase I 上测试的效果, 主要原因是 Phase II 包括对称与非对称失真更加复杂. 这也显示本文方法具有鲁棒性, 不同数据库的选择不会影响最终的评价结果.

表 3 不同数据库之间的性能指标

训练数据库	PLCC	SROCC	RMSE
LIVE 3D Phase I	0.843	0.814	6.078
LIVE 3D Phase II	0.906	0.905	6.930

3 结论

提出了一种基于双目融合和竞争的无参考立体图像质量评价方法, 根据人眼的立体感知过程, 利用左右视点得到独眼图和绝对差值图, 模拟了 HVS 的多通道特性, 较好地融入了立体图像的视差, 利用 SVR 预测得到客观值. 实验结果表明评价结果与人眼主观感知更加吻合, 较为准确地反

映了立体图像质量. 在未来的研究工作中, 将深入研究立体图像的鲁棒性特征, 也将考虑进一步开展视频质量评价研究.

参考文献:

- [1] SHAO F, LI K M, LIN W S, et al. Using binocular feature combination for blind quality assessment of stereoscopic images[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2015, 22(10):1548-1551.
- [2] 蒋刚毅, 黄大江, 王旭, 等. 图像质量评价方法研究进展[J]. 电子信息学报, 2010, 32(1):2396-2400.
- [3] 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.
- [4] WANG Z, SIMONCELLI E P, BOVIK A C. Multiscale structural similarity for image quality assessment[C]// Proc of the 37th Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers. New York: IEEE, 2004:1398-1402.
- [5] ZHANG L, ZHANG L, MOU X Q, et al. FSIM: A feature similarity index for image quality assessment[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2011, 20(8):2378-2386.
- [6] XUE W F, ZHANG L, MOU X Q, et al. Gradient magnitude similarity deviation: A highly efficient perceptual image quality index[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2014, 23(2):684-695.
- [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] BENOIT A, CALLET P L, CAMPISI P, et al. Quality assessment of stereoscopic images[J]. Journal on Image and Video Processing, 2008, 209:1-13.
- [9] YOU J M, XING L Y, PERKIS A, et al. Perceptual quality assessment for stereoscopic images based on 2D image quality metrics and disparity analysis[EB/OL]. [2015-09-23]. https://www.researchgate.net/publication/200774635_Perceptual_Quality_Assessment_for_Stereoscopic_Images_Based_on_2D_Image_Quality_Metrics_and_Disparity_Analysis.
- [10] CHEN M J, LAWRENCE K C, BOVIK A C. No-reference quality assessment of natural stereopairs[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2013, 22(9): 3379-3392.

- [11] LIN Y H, WU J L. Quality assessment of stereoscopic 3D image compression by binocular integration behaviors[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2014, 23(4): 1527-1542.
- [12] DAUGMAN J G. Complete discrete 2-D Gabor transforms by neural networks for image analysis and compression[J]. IEEE Transactions on Acoustic Speech and Signal Processing, 1998, 36(7):1169-1179.
- [13] RUDERMAN D L. The statistics of natural images[J]. Network (Computation in Neural Systems), 1994, 5(4): 517-548.
- [14] MITTAL A, MOORTHY A K, BOVIK A C. Making image quality assessment robust[EB/OL]. [2015-09-23]. <http://www.doc88.com/p-6873139629451.html>.
- [15] CHANG C C, LIN C J. LIBSVM: A library for support vector machines[J]. ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology, 2011, 2(3):1-27.
- [16] CHEN M J, SU C C, KWON D K, et al. Full-reference quality assessment of stereopairs accounting for binocular rivalry[J]. Signal Processing (Image Communication), 2013, 28:1143-1155.
- [17] VQEG. Final report from the video quality experts group on the validation of objective models of video quality assessment[EB/OL]. [2015-09-23]. <http://www.vqeg.org>.
- [18] PAUL G G, JOHN R D. The five-parameter logistic: A characterization and comparison with the four-parameter logistic[J]. Analytical Biochemistry, 2005, 343(1):54-65.
- [19] SU C C, LAWRENCE K C, BOVIK A C. Oriented correlation models of distorted natural images with application to natural stereopair quality evaluation[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2015, 24(5): 1685-1699.

No-reference Stereoscopic Image Quality Assessment Based on Binocular Fusion and Binocular Rivalry

HE Mei-ling¹, YU Mei^{1,2*}

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

2. Department of National Key Lab of Software New Technology, Nanjing University, Nanjing 210093, China)

Abstract: Stereoscopic image quality assessment (SIQA) plays an important role in stereo video system applications. According to the processing of binocular perception in watching stereo image, a novel no-reference SIQA based on binocular fusion and binocular rivalry is proposed. In this method, firstly, Gabor filtering features are extracted from the binocular fusion image formed by both left and right view images. Secondly, the natural features are abstracted from absolute difference map. Finally, two parts of features are incorporated to form stereoscopic image feature information, and support vector regression is used to predict the objective scores by establishing the relationship between the stereoscopic image feature information and the subjective scores. By applying the proposed method to the test stereoscopic image database, it demonstrates that correlation coefficients are all about 0.94, better than the other representative image quality assessment methods, suggesting that the proposed method has better correlation with human subjective visual quality evaluation compared with some existing methods.

Key words: stereoscopic image quality assessment; no-reference quality assessment; binocular fusion; binocular rivalry; cyclopean image

(责任编辑 史小丽)