



(12)发明专利

(10)授权公告号 CN 105654142 B

(45)授权公告日 2019.07.23

(21)申请号 201610006517.0

(22)申请日 2016.01.06

(65)同一申请的已公布的文献号
申请公布号 CN 105654142 A

(43)申请公布日 2016.06.08

(73)专利权人 上海大学
地址 200444 上海市宝山区上大路99号

(72)发明人 沈礼权 李飞飞 耿显球 时国虎

(74)专利代理机构 上海上大专利事务所(普通合伙) 31205

代理人 陆聪明

(51)Int.Cl.
G06K 9/62(2006.01)

(56)对比文件

CN 102750695 A,2012.10.24,

CN 102750695 A,2012.10.24,

CN 103996192 A,2014.08.20,

贾惠珍等.“结合感知特征和自然场景统计的无参考图像质量评价”.《中国图象图形学报》.2014,第0859-0867页.

薛松等.“基于自然场景统计的无参考图像质量评价”.《四川兵工学报》.2014,第35卷(第4期),第119-123页.

审查员 崔倩倩

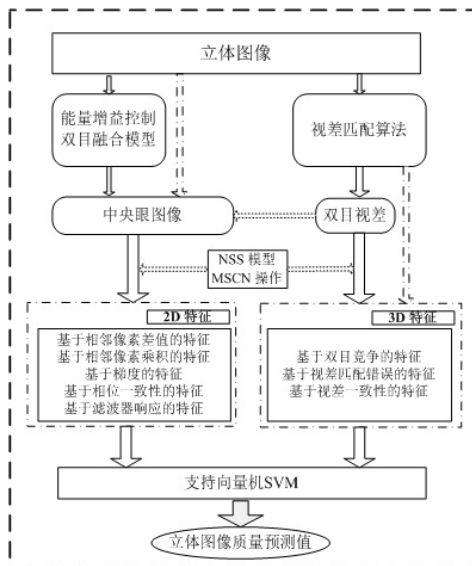
权利要求书3页 说明书13页 附图4页

(54)发明名称

基于自然场景统计的无参考立体图像质量评价方法

(57)摘要

本发明公开了一种基于自然场景统计的无参考立体图像质量评价方法。其主要步骤如下：(1)利用能量增益控制双目融合模型来对立体图像中的左右图像进行融合,生成中央眼图像；(2)在上述得到的中央眼图像上进行分析,提取能够准确地反映2D图像质量的相关特征；(3)利用视差匹配算法来计算立体图像的双目视差；(4)根据上一步中计算得到的双目视差和其他3D视觉特性来提取能影响3D视觉感知质量的特征；(5)最后,由上述得到的2D特征和3D特征构成特征向量,利用支持向量机进行模型训练和测试。本发明提出的方法能够准确的预测立体图像质量的客观值,且与人眼感知有很高的吻合性。



1. 一种基于自然场景统计的无参考立体图像质量评价方法,其特征在于,步骤如下:

1) 中央眼图像的生成:利用能量增益控制双目融合模型来对立体图像中的左右图像进行融合,生成一幅中央眼图像;

2) 2D特征提取:在步骤1)得到的中央眼图像上进行分析,提取能够准确反映2D图像质量的相关特征;

3) 双目视差计算:利用视差匹配算法计算立体图像的双目视差;

4) 3D特征提取:根据步骤3)中计算得到的双目视差和其他3D视觉特性来提取能影响3D视觉感知质量的相关特征;

5) 支持向量机训练和测试:由步骤2)和步骤4)得到的2D特征和3D特征构成特征向量,利用支持向量机进行模型训练和测试,并利用训练后的模型来预测被测试立体图像质量的客观预测值;

上述步骤1)所述的中央眼图像的生成,其步骤如下:

1-1) 分别计算立体图像中左右图像的Gabor滤波器响应;

1-2) 把步骤1-1)中左右图像Gabor滤波器响应分别作为其权值,利用能量增益控制双目融合模型来合成中央眼图像,模拟人眼的双目融合特性;

所述无参考立体图像质量评价方法的步骤1)是把被测试立体图像的左右图像融合成中央眼图像,并利用能量增益控制双目融合模型;利用能量增益控制双目融合模型得到的中央眼图像的表达式为:

$$I(x, y) = W_L \cdot I_L(x, y) + W_R \cdot I_R(x, y)$$

其中, W_L 和 W_R 分别是左图像 $I_L(x, y)$ 和右图像 $I_R(x, y)$ 的权重;

因为Gabor滤波器能够高效地模拟人眼视觉系统的初级视觉皮层中简单细胞对视觉信号的处理过程,通过归一化后的Gabor滤波器响应作为左右图像的权值:

$$GE(x, y, \sigma_x, \sigma_y, \zeta_x, \zeta_y, \theta) = \frac{1}{2\pi\sigma_x\sigma_y} \exp\left(-\frac{1}{2}\left[\left(\frac{R_1}{\sigma_x}\right)^2 + \left(\frac{R_2}{\sigma_y}\right)^2\right]\right) \exp(i(x\zeta_x + y\zeta_y))$$

$$R_1 = x \cos\theta + y \sin\theta$$

$$R_2 = -x \sin\theta + y \cos\theta$$

其中, σ_x 和 σ_y 分别是椭圆高斯包络在x和y方向的标准差, ζ_x 和 ζ_y 是滤波器的空间频率参数, θ 是滤波器的方向参数;

考虑到双目视差的影响,中央眼图像 $I(x, y)$ 可以表达为:

$$I(x, y) = W_L(x, y) \cdot I_L(x, y) + W_R(x - D(x, y), y) \cdot I_R(x - D(x, y), y)$$

$$W_L = \frac{GE_L(x, y)}{GE_L(x, y) + GE_R(x - D(x, y), y)}$$

$$W_R = \frac{GE_R(x - D(x, y), y)}{GE_L(x, y) + GE_R(x - D(x, y), y)}$$

这里, GE_L 和 GE_R 分别是左图像和右图像在所有频率、所有方向上滤波器的响应之和, $D(x, y)$ 是立体图像的双目视差。

2. 根据权利要求1所述的基于自然场景统计的无参考立体图像质量评价方法, 其特征在于, 所述步骤2) 中提取能够准确反映2D图像质量的相关特征, 其具体操作步骤如下:

2-1) 通过对中央眼图像进行自然场景统计分析, 提取基于相邻像素差值的2D特征;

2-2) 通过对中央眼图像进行自然场景统计分析, 提取基于相邻像素乘积的2D特征;

2-3) 通过对中央眼图像进行自然场景统计分析, 提取基于中央眼图像的梯度的2D特征;

2-4) 通过对中央眼图像进行自然场景统计分析, 提取基于中央眼图像的相位一致性的2D特征;

2-5) 通过对中央眼图像进行自然场景统计分析, 提取基于中央眼图像的Log-Gabor滤波器响应的2D特征。

3. 根据权利要求2所述的基于自然场景统计的无参考立体图像质量评价方法, 其特征在于, 所述步骤2-2) 中提取基于相邻像素乘积的2D特征, 其具体过程为: 计算预处理操作后的中央眼图像的八个方向, 分别为 $0^\circ, 22.5^\circ, 45^\circ, 67.5^\circ, 90^\circ, 112.5^\circ, 135^\circ, 157.5^\circ$ 的相邻两个像素乘积, 利用非对称的广义高斯分布来近似拟合这八个方向的相邻像素乘积的概率密度函数分布, 并提取广义高斯分布的模型参数 $(\eta, \nu, \sigma_1^2, \sigma_r^2)$ 作为特征。

4. 根据权利要求2所述的基于自然场景统计的无参考立体图像质量评价方法, 其特征在于, 所述步骤2-5) 中提取基于中央眼图像的Log-Gabor滤波器响应的2D特征, 其具体过程为: 计算中央眼图像的Log-Gabor滤波器响应, 包括滤波器响应的实部和虚部以及相位, 从两方面提取基于自然场景统计的2D特征, 一方面, 利用广义高斯分布分别拟合中央眼图像的Log-Gabor滤波器响应的实部和虚部及其相位的概率密度函数分布, 并提取模型参数作为特征; 另一方面, 用同样的方法拟合预处理后的中央眼图像的Log-Gabor滤波器响应, 并提取模型参数作为特征。

5. 根据权利要求1所述的基于自然场景统计的无参考立体图像质量评价方法, 其特征在于, 所述步骤4) 中提取能影响3D视觉感知质量的相关特征, 其具体操作步骤如下:

4-1) 考虑双目竞争对人眼在观看立体图像时造成的影响, 分析反映双目竞争的表达式, 提取基于双目竞争的3D特征;

4-2) 考虑在计算双目视差时, 出现视差匹配错误, 导致左图像中的点在右图像中找不到匹配点的情况, 分析反映视差匹配错误的表达式, 提取基于视差匹配错误的3D特征;

4-3) 分析双目视差图中像素点与周围像素点之间的相关性, 即像素值之间的连续性, 计算反映双目视差一致性的表达式, 提取基于双目视差一致性的3D特征。

6. 根据权利要求5所述的基于自然场景统计的无参考立体图像质量评价方法, 其特征在于, 所述步骤4-1) 中提取基于双目竞争的3D特征, 从两个方面操作如下:

一方面, 利用广义高斯分布模型来拟合预处理操作后的双目视差的概率密度分布, 并提取模型参数;

另一方面,考虑双目竞争的程度对人眼感知过程的影响,分析双目竞争的程度的表示式,其表达式如下:

$$BR_D(x, y) = 1 - \frac{2I_L(x, y) \cdot I_R(x - D(x, y), y) + C_1}{I_L^2(x, y) + I_R^2(x - D(x, y), y) + C_1}$$

其中, $I_L(x, y)$ 和 $I_R(x, y)$ 分别表示左图像和右图像, $x \in 1, 2, \dots, M$ 和 $y \in 1, 2, \dots, N$ 是图像像素坐标, M, N 分别是图像的长和宽; $D(x, y)$ 是双目视差, C_1 是一个常数; 利用广义高斯分布模型来拟合其预处理操作后的概率密度分布, 并提取模型参数作为特征。

7. 根据权利要求5所述的基于自然场景统计的无参考立体图像质量评价方法, 其特征在于, 所述步骤4-2) 中提取基于视差匹配错误的3D特征, 其方法如下:

考虑计算双目视差时出现的视差匹配错误的情况, 分析视差匹配错误的表示式, 其表达式如下:

$$D_{\text{error}}(x, y) = I_L(x, y) - I_R(x - D(x, y), y)$$

其中, $I_L(x, y)$ 和 $I_R(x, y)$ 分别表示左图像和右图像, $D(x, y)$ 是双目视差; 利用广义高斯分布模型来拟合其预处理操作后的概率密度分布, 并提取模型参数作为特征。

8. 根据权利要求5所述的基于自然场景统计的无参考立体图像质量评价方法, 其特征在于, 所述步骤4-3) 中提取基于双目视差一致性的3D特征, 其方法如下:

分析双目视差一致性的表示式, 其表达式如下:

$$D_{\text{consist}}(x, y) = D(x, y) \otimes (1/4) * \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & -4 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

其中, $D(x, y)$ 为双目视差, \otimes 是卷积符号; 利用广义高斯分布模型来拟合其概率密度分布, 并提取模型参数作为特征。

基于自然场景统计的无参考立体图像质量评价方法

技术领域

[0001] 本发明涉及客观立体图像的质量评价领域,特别涉及一种基于自然场景统计的无参考立体图像质量评价方法。

背景技术

[0002] 随着立体图像应用场合的不断增加,如何能够迅速、准确、有效地对这些立体图像进行评估便成了一个迫在眉睫的问题。首先,和2D图像一样,立体图像在采集、压缩、编码和传输等过程中同样会产生各种类型的失真,这些失真必定会对立体图像的质量产生一定的影响。其二,虽然立体图像是由2D图像发展而来的,但是由于自身独特的显示原理,其质量的定义和2D图像并不完全相同。立体视觉特性也会影响人眼对立体图像质量的评价。因此和2D图像相比,立体图像的质量评价工作更为复杂。

[0003] 立体图像质量评价可以分为主观立体图像质量评价和客观立体图像质量评价。客观立体图像质量评价方法又可分为全参考、半参考和无参考立体图像质量评价,这里的参考是指参考立体图像,即无失真立体图像。对于全参考的立体图像质量评价,目前一般指的是失真质量评价,即利用失真模型来计算失真立体图像相对于参考立体图像的降质大小,然后通过一定的融合方式得到最终的立体图像质量指数。对于无参考的立体图像质量评价,因为有了参考图像,失去对照物,一般的方法是对立体图像进行特征向量提取,然后结合主观数据库,利用机器学习来进行训练和测试。常用的机器学习方法是支持向量机(Support Vector Machine,SVM),该类方法的难点是提取什么样的图像特征(亮度以及反映3D特性的视差深度等)能更好的反映立体图像的质量。

[0004] 客观图像质量评价方法的评价标准是比较图像质量的客观预测值与人眼主观值之间的相关性,相关性越高,即表明客观方法越准确。在研究立体图像质量评价方法时,利用人眼的3D视觉感知特性来指导客观评价模型是非常的有必要,而且往往能得到更好的效果。影响立体图像主观感知的因素众多,从人眼角度考虑,有单目视觉特性和双目视觉特性。其中,双目视觉特性是由于人的左右两只眼睛看到的图像内容不相同所产生的。人眼视觉系统可以对左右眼观看到的图像进行三维重建,经过大脑分析和调整后可以获得物体的位置信息,从而获得立体感。双目视觉特性主要包括以下几点:1) 立体视觉:也叫深度感知;2) 双目竞争:左右视点图像的内容不匹配;3) 双目融合:双眼将左右视点图像融合成中央眼图像。

[0005] 在研究无参考的立体图像质量评价过程中,应该首先分析立体图像的特有特性,并考虑人眼的3D视觉感知特性,提取能够反映立体图像感知质量的相关特征向量,然后利用机器学习来进行训练和测试。

发明内容

[0006] 本发明的目的在于提供一种基于自然场景统计的无参考立体图像质量评价方法,在不需要被测试立体图像相对应的参考图像的条件下,通过提取能够反映被测试立体图像

质量的特征,并利用支持向量机来对提取的特征向量进行模型训练,然后利用训练得到的模型来计算被测试立体图像质量的客观方法预测值。被测试立体图像质量的客观预测值与其主观值之间的相关性可以用来表明客观质量评价方法的准确性和有效性。试验结果表明该无参考立体图像质量评价方法可以很准确的预测立体图像的质量。

[0007] 为达到上述目的,本发明的构思如下,如图1所示:

[0008] 首先,采用双目融合模型来生成被测试立体图像的中央眼图像;接着,分析生成的中央眼图像的特性,提取反映图像质量的2D特征;然后,利用视差匹配算法计算立体图像的双目视差;然后,分析3D视觉感知特性,提取影响立体感知质量的3D特征;最后,利用支持向量机对提取的2D和3D特征进行训练和测试。

[0009] 本发明的灵感来源于自然场景统计分析(Natural Scene Statistics,NSS),也就是说本发明提取的特征都是基于自然场景统计的特征。自然场景统计分析表明自然图像具有某种统计特性,比如自然图像经过一定的预处理操作后,其图像像素点的亮度值的概率密度分布近似呈现广义高斯分布。同一幅自然图像经过不同失真处理后,其预处理后的图像亮度概率密度函数曲线具有较大差异,比如具有不同的包络、拖尾和峰值等。因此,广义高斯分布模型(NSS模型)的参数可以作为特征来反映不同失真图像质量之间的差异。

[0010] 参见图2,图2(a)是一幅参考图像和其对应的5种失真图像的亮度概率密度分布曲线图。图2(b)是预处理后的图像亮度概率密度分布曲线图。可以看出,自然图像的亮度概率密度分布一般情况下是没有一定的规律的。但是,如果对自然图像的亮度图进行一定的预处理操作过后,其概率密度分布接近于广义高斯分布,这些概率分布可以通过广义高斯分布来近似拟合。而且不同失真的图像具有不同的分布特性,比如,不同的包络、伸展和峰值等。因此,可以通过量化这些分布的差异来预测失真类型以及图像质量。

[0011] 鉴于此,本发明提出了一种基于自然场景统计的无参考立体图像质量评价方法,该方法利用了不同失真立体图像的统计特性的差异来映射其质量之间的差异。

[0012] 上述所说的预处理操作可以表示为:

$$[0013] \quad \hat{f}(x, y) = \frac{f(x, y) - \mu(x, y)}{\sigma(x, y) + C} \quad (1)$$

[0014] 其中, $f(x, y)$ 是亮度图像, $\hat{f}(x, y)$ 是预处理后的亮度图像。 $x \in 1, 2, \dots, M$ 和 $y \in 1, 2, \dots, N$ 是图像像素坐标, M, N 分别是图像的长和宽。 C 是一个常量,当分母接近于零时,它可以增加 $\hat{f}(x, y)$ 的稳定性。该预处理操作可简称为MSCN(Mean Subtracted Contrast Normalized)操作。

$$[0015] \quad \mu(x, y) = \sum_{k=-K}^K \sum_{l=-L}^L w_{k,l} f_{k,l}(x, y) \quad (2)$$

$$[0016] \quad \sigma(x, y) = \sqrt{\sum_{k=-K}^K \sum_{l=-L}^L w_{k,l} (f_{k,l}(x, y) - \mu(x, y))^2} \quad (3)$$

[0017] 其中, $w = \{w_{k,l} | k = -K, \dots, K, l = -L, \dots, L\}$ 是 3×3 的高斯权重函数。 $K = L = 3$ 。

[0018] 根据上述发明构思,本发明采用下述技术方案:

[0019] 一种基于自然场景统计的无参考立体图像质量评价方法,步骤如下:

[0020] 1) 中央眼图像的生成:利用能量增益控制双目融合模型来对立体图像中的左右图像进行融合,生成一幅中央眼图像;

[0021] 2) 2D特征提取:在步骤1)得到的中央眼图像上进行分析,提取能够准确反映2D图像质量的相关特征;

[0022] 3) 双目视差计算:利用视差匹配算法计算立体图像的双目视差;

[0023] 4) 3D特征提取:根据步骤3)中计算得到的双目视差和其他3D视觉特性来提取能影响3D视觉感知质量的相关特征;

[0024] 5) 支持向量机训练和测试:由步骤2)和步骤4)得到的2D特征和3D特征构成特征向量,利用支持向量机进行模型训练,并利用训练后的模型来预测被测试立体图像质量的客观预测值。通过对比立体图像质量的客观预测值和主观值,可以求出能够反映立体图像质量评价方法有效性和准确性的相关性系数。

[0025] 上述步骤1)中央眼图生成,利用了能量增益控制双目融合模型来对立体图像中的左右图像进行融合,生成一幅中央眼图像。该步骤主要是为了模拟人眼的双目融合特性。

[0026] 人眼在观看立体图像的时候,左右眼会分别看到立体图像对中的左图像和右图像。在人眼视觉系统处理视觉信号之前,左右图像会在视网膜上生成一个单视点图像,即融合后的图像,也叫中央眼图像。生理学上称这种现象为双目融合。在研究立体图像质量评价时,考虑这种双目融合特性无疑能够提高客观质量评价方法的准确性。

[0027] 鉴于此,本发明提出的无参考立体图像质量评价方法的步骤1)就是把被测试立体图像的左右图像融合成中央眼图像,这里用到的是能量增益控制双目融合模型。

[0028] 利用能量增益控制双目融合模型得到的中央眼图像的表达式为:

$$[0029] \quad I(x, y) = W_L \cdot I_L(x, y) + W_R \cdot I_R(x, y) \quad (4)$$

[0030] 其中, W_L 和 W_R 分别是左图像 $I_L(x, y)$ 和右图像 $I_R(x, y)$ 的权重。

[0031] 因为Gabor滤波器能够高效地模拟人眼视觉系统的初级视觉皮层中简单细胞对视觉信号的处理过程,可以用归一化后的Gabor滤波器响应作为左右图像的权值。

$$[0032] \quad GE(x, y, \sigma_x, \sigma_y, \zeta_x, \zeta_y, \theta) = \frac{1}{2\pi\sigma_x\sigma_y} \exp\left(-\frac{1}{2}\left[\left(\frac{R_1}{\sigma_x}\right)^2 + \left(\frac{R_2}{\sigma_y}\right)^2\right]\right) \exp(i(x\zeta_x + y\zeta_y)) \quad (5)$$

$$[0033] \quad R_1 = x \cos\theta + y \sin\theta$$

$$[0034] \quad R_2 = -x \sin\theta + y \cos\theta$$

[0035] 其中, σ_x 和 σ_y 分别是椭圆高斯包络在x和y方向的标准差, ζ_x 和 ζ_y 是滤波器的空间频率参数, θ 是滤波器的方向参数。

[0036] 考虑到双目视差的影响,中央眼图像 $I(x, y)$ 可以表达为:

$$[0037] \quad I(x, y) = W_L(x, y) \cdot I_L(x, y) \quad (6)$$

$$[0038] \quad + W_R(x - D(x, y), y) \cdot I_R(x - D(x, y), y)$$

$$[0039] \quad W_L = \frac{GE_L(x, y)}{GE_L(x, y) + GE_R(x - D(x, y), y)} \quad (7)$$

$$[0040] \quad W_R = \frac{GE_R(x-D(x,y),y)}{GE_L(x,y)+GE_R(x-D(x,y),y)} \quad (8)$$

[0041] 这里, GE_L 和 GE_R 分别是左图像和右图像在所有频率、所有方向上滤波器的响应之和。 $D(x,y)$ 是立体图像的双目视差。

[0042] 上述步骤2) 2D特征提取,是在中央眼图像上进行分析,提取能够准确地反映2D图像质量的相关因素,其步骤分别如下:

[0043] 2-1) 基于相邻像素差值的特征。由步骤1)中得到的中央眼图 $I(i,j)$ 经过MSCN操作后,得到 $\hat{I}(i,j)$,然后分别计算其四个方向($0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$)的相邻像素的差值,如图3所示,分别可以得到以下四个表达式:

$$[0044] \quad \begin{aligned} dif_H(i,j) &= \hat{I}(i,j) - \hat{I}(i,j+1) \\ dif_V(i,j) &= \hat{I}(i,j) - \hat{I}(i+1,j) \\ dif_{D1}(i,j) &= \hat{I}(i,j) - \hat{I}(i+1,j+1) \\ dif_{D2}(i,j) &= \hat{I}(i,j) - \hat{I}(i+1,j-1) \end{aligned} \quad (9)$$

[0045] 其中, $i \in \{1, 2, \dots, M\}$, $j \in \{1, 2, \dots, N\}$, M, N 分别是图像的长和宽。

[0046] 实验中发现这四个方向相邻像素差值的概率密度分布曲线近似于广义高斯分布,因此可以采用广义高斯分布模型来拟合上述四个概率密度分布。零均值的广义高斯密度函数可以表示为:

$$[0047] \quad f(x; \alpha, \sigma^2) = \frac{\alpha}{2\beta\Gamma(1/\alpha)} \exp\left(-\left(\frac{|x|}{\beta}\right)^\alpha\right) \quad (10)$$

[0048] 其中 $\beta = \sigma \sqrt{\frac{\Gamma(1/\alpha)}{\Gamma(3/\alpha)}}$, $\Gamma(\cdot)$ 是伽马函数,其表达式为:

$$[0049] \quad \Gamma(\alpha) = \int_0^\infty t^{\alpha-1} e^{-t} dt \quad a > 0 \quad (11)$$

[0050] 上述表达式中的 α 控制着函数分布的包络, σ^2 表示函数分布的方差。当 $\alpha=1$,函数分布即为广义拉普拉斯分布;当 $\alpha=2$,它则为高斯分布。

[0051] 广义高斯分布的模型参数 α 和 σ^2 可以作为有效的特征提取出来。因此,每个方向可以提取2个特征,4个方向可以提取8个特征。

[0052] 2-2) 基于相邻像素乘积的特征。类似于步骤2-1)中的操作,还可以计算MSCN操作后的中央眼图像 $\hat{I}(i,j)$ 相邻像素(相邻两个像素)的乘积,因此有八个方向($0^\circ, 22.5^\circ, 45^\circ, 67.5^\circ, 90^\circ, 112.5^\circ, 135^\circ, 157.5^\circ$),如图4所示,这八个方向的相邻像素乘积表达式可以表示为:

$$\begin{aligned}
& pro_1(i, j) = \hat{I}(i, j) \cdot \hat{I}(i, j + 2) \\
& pro_2(i, j) = \hat{I}(i, j) \cdot \hat{I}(i + 1, j + 2) \\
& pro_3(i, j) = \hat{I}(i, j) \cdot \hat{I}(i + 2, j + 2) \\
[0053] \quad & pro_4(i, j) = \hat{I}(i, j) \cdot \hat{I}(i + 2, j + 1) \\
& pro_5(i, j) = \hat{I}(i, j) \cdot \hat{I}(i + 2, j) \\
& pro_6(i, j) = \hat{I}(i, j) \cdot \hat{I}(i + 2, j - 1) \\
& pro_7(i, j) = \hat{I}(i, j) \cdot \hat{I}(i + 2, j - 2) \\
& pro_8(i, j) = \hat{I}(i, j) \cdot \hat{I}(i - 2, j - 1)
\end{aligned} \tag{12}$$

[0054] 其中, $i \in \{1, 2, \dots, M\}$, $j \in \{1, 2, \dots, N\}$, M, N 分别是图像的长和宽。

[0055] 在实验中发现, 相邻像素乘积的概率密度分布不是严格关于零对称的。因此, 为了更好的拟合其概率密度分布, 这里使用非对称的广义高斯分布模型, 其密度函数可以表示为:

$$[0056] \quad f(x; \nu, \sigma_l^2, \sigma_r^2) = \begin{cases} \frac{\nu}{(\beta_l + \beta_r) \Gamma(1/\nu)} \exp\left(-\left(\frac{-x}{\beta_l}\right)^\nu\right), & x < 0 \\ \frac{\nu}{(\beta_l + \beta_r) \Gamma(1/\nu)} \exp\left(-\left(\frac{-x}{\beta_r}\right)^\nu\right), & x \geq 0 \end{cases} \tag{13}$$

$$[0057] \quad \text{其中, } \beta_l = \sigma_l \sqrt{\frac{\Gamma(1/\nu)}{\Gamma(3/\nu)}}, \quad \beta_r = \sigma_r \sqrt{\frac{\Gamma(1/\nu)}{\Gamma(3/\nu)}}$$

[0058] 上述表达式中的 ν 控制着函数分布的包络, σ_l^2 和 σ_r^2 分别表示非对称的广义高斯分布的左右部分分布的方差。当 $\sigma_l^2 = \sigma_r^2$, 非对称广义高斯分布则退化为广义高斯分布。

[0059] 非对称的广义高斯分布的模型参数 $(\eta, \nu, \sigma_l^2, \sigma_r^2)$ 可以作为特征提取出来。

$$[0060] \quad \text{其中, } \eta = (\beta_r - \beta_l) \frac{\Gamma(2/\nu)}{\Gamma(1/\nu)}$$

[0061] 因此, 每个方向可以提取4个特征, 8个方向一共可以提取32个特征。

[0062] 2-3) 基于中央眼图像的梯度的特征。图像的梯度幅值能够反映图像中的边缘信息, 而人眼对图像的边缘信息是比较敏感的, 因此图像的梯度信息是非常有用的。这里采用 Scharr 算子来计算图像的梯度图。Scharr 滤波器在 x 方向和 y 方向的表达式可以分别表示为:

$$[0063] \quad h_x = \frac{1}{16} \begin{bmatrix} 3 & 0 & -3 \\ 10 & 0 & -10 \\ 3 & 0 & -3 \end{bmatrix} \quad h_y = \frac{1}{16} \begin{bmatrix} 3 & 10 & 3 \\ 0 & 0 & 0 \\ -3 & -10 & -3 \end{bmatrix} \tag{14}$$

[0064] 中央眼图像 $I(x)$ 经过与 h_x 和 h_y 卷积后可以分别得到水平方向梯度和垂直方向梯度, $GM_x(x)$ 和 $GM_y(y)$ 。中央眼图像 $I(x)$ 的梯度可以表示为:

$$\begin{aligned}
 [0065] \quad GM(x) &= \sqrt{(I(x) \otimes h_x)^2 + (I(x) \otimes h_y)^2} \\
 &= \sqrt{GM_x^2(x) + GM_y^2(y)}
 \end{aligned} \tag{15}$$

[0066] 其中，“ \otimes ”代表卷积符号。

[0067] 首先，由上述得到的中央眼图像的水平方向梯度 $GM_x(x)$ 和垂直方向梯度 $GM_y(y)$ ，利用由步骤2-1)中的广义高斯分布模型来拟合上述两个梯度分量的概率密度分布，可以得到广义高斯分布的模型参数 (α, σ^2) 。同时，利用广义高斯分布模型来拟合MSCN操作后的中央眼图像 $\hat{I}(x)$ 的梯度图的概率密度分布，同样可以得到广义高斯分布的模型参数 (α, σ^2) ，并把这些参数作为特征提取出来。

[0068] 2-4) 基于中央眼图像的相位一致性的特征。图像的相位一致性是反映图像的各个位置上各个频率成分的相位相似度的一种度量方法，它计算的是图像频率谱中相位具有最大值的这些点。相位一致性可以用来检测图像中的边缘和纹理特征点。下面给出具体相位一致性的计算方法。

[0069] 对于2D图像，这里是用了多方向、多尺度的2D Gabor滤波器。假设 M_n^e 和 M_n^o 分别代表了滤波器在尺度 n 上的cosine分量和sine分量，它们构成了一个正交对。假设 θ 是滤波器的方向角。中央眼图像 $I(x)$ 经过与上述正交对卷积后，可以得到滤波器在位置 x ，尺度 n 和方向 θ 上响应，其表达式为：

$$[0070] \quad [e_{n,\theta}(x), o_{n,\theta}(x)] = [I(x) \otimes M_n^e, I(x) \otimes M_n^o] \tag{16}$$

[0071] 其中，“ \otimes ”代表卷积符号。

[0072] 滤波器响应在位置 x ，尺度 n 和方向 θ 上的局部幅度计算式为：

$$[0073] \quad A_{n,\theta}(x) = \sqrt{e_{n,\theta}(x)^2 + o_{n,\theta}(x)^2} \tag{17}$$

[0074] 滤波器在位置 x ，尺度 n 和方向 θ 上的局部能量计算式为：

$$[0075] \quad E_\theta(x) = \sqrt{F_\theta(x)^2 + H_\theta(x)^2} \tag{18}$$

[0076] 其中， $F_\theta(x) = \sum_n e_{n,\theta}(x)$ ， $H_\theta(x) = \sum_n o_{n,\theta}(x)$ 。

[0077] 中央眼图像 $I(x)$ 在位置 x 的相位一致性可表示为：

$$[0078] \quad PC(x) = \frac{\sum_j E_\theta(x)}{\varepsilon + \sum_n \sum_j A_{n,\theta}(x)} \tag{19}$$

[0079] 其中， j 是方向参数， n 尺度参数。

[0080] 利用广义高斯分布模型来拟合MSCN操作后的中央眼图像 $\hat{I}(x)$ 的相位一致性图的概率密度分布，可以提取广义高斯分布的模型参数 (α, σ^2) 。

[0081] 2-5) 基于中央眼图像的Log-Gabor滤波器响应的特征。Log-Gabor滤波器能够很好地模拟人眼视觉皮层上细胞的方向选择性和频率选择性。

[0082] 多尺度、多方向的2D Log-Gabor滤波器在频域中的表达式为：

$$[0083] \quad G_{\log}(\omega, \theta) = \exp\left(-\frac{(\log(\omega/\omega_0))^2}{2\sigma_r^2}\right) \cdot \exp\left(-\frac{(\theta-\theta_j)^2}{2\sigma_\theta^2}\right) \quad (20)$$

[0084] 其中, $\theta_j = j\pi/J$, $j = \{0, 1, \dots, J-1\}$ 是Log-Gabor的方向参数。 J 是总的方向数, ω_0 是滤波器的中心频率, σ_r 决定滤波器的径向带宽, σ_θ 决定滤波器的角带宽。中央眼图像 $I(x)$ 经过滤波后, 滤波器在位置 x , 尺度 n 和方向 θ_j 上响应的实部和虚部分别为 $e_{n,\theta_j}(x)$ 和 $o_{n,\theta_j}(x)$ 。

[0085] 因此, 中央眼图像 $I(x)$ 的Log-Gabor滤波器响应可以表示为:

$$[0086] \quad G_{\log}(x) = \sum_n \sum_j \sqrt{e_{n,\theta_j}(x)^2 + o_{n,\theta_j}(x)^2} \quad (21)$$

[0087] 另外, 中央眼图像 $I(x)$ 的Log-Gabor滤波器响应的实部和虚部可以分别表示为:

$$[0088] \quad G_{x_{\log}}(x) = \sum_n \sum_j e_{n,\theta_j}(x)^2, \quad G_{y_{\log}}(x) = \sum_n \sum_j o_{n,\theta_j}(x)^2 \quad (22)$$

[0089] 中央眼图像 $I(x)$ 的Log-Gabor相位可以表示为:

$$[0090] \quad GP_{\log}(x) = \sum_n \sum_j \arg \tan(e_{n,\theta_j}(x), o_{n,\theta_j}(x)) \quad (23)$$

[0091] 由上可以从以下三个途径提取特征向量:

[0092] a, 利用广义高斯分布来拟合 $G_{x_{\log}}(x)$ 和 $G_{y_{\log}}(x)$ 的概率密度分布, 可以得到广义高斯分布的模型参数 (α, σ^2) ;

[0093] b, 利用广义高斯分布来拟合 $GP_{\log}(x)$ 的概率密度分布, 可以得到广义高斯分布的模型参数 (α, σ^2) ;

[0094] c, 利用广义高斯分布模型来拟合MSCN操作后的中央眼图像 $\hat{I}(x)$ 的Log-Gabor滤波器响应 $G_{\log}(x)$ 的概率密度分布, 可以得到广义高斯分布的模型参数 (α, σ^2) 作为特征。

[0095] 上述步骤3) 双目视差计算, 即利用视差匹配算法来计算立体图像的双目视差值。在视差匹配过程中, 以左图像作为基准图像, 逐个在右图像中寻找其匹配的像素块, 使用SSIM相似度准则来衡量最佳匹配块, 即以SSIM值最大的像素块作为左图像在右图像中的匹配块。

[0096] 上述步骤4) 3D特征提取, 根据上一步中计算得到的双目视差和其他3D视觉特性来提取能影响3D视觉感知质量的特征, 其步骤如下:

[0097] 4-1) 基于双目竞争的特征。一方面, 考虑视差对人眼在评价立体图像质量时的影响, 即双目视差的存在导致了双目竞争。由步骤3) 中计算出的视差 $D(x, y)$, 利用广义高斯分布模型来拟合MSCN操作后的视差图的概率密度分布, 得到模型参数 (α, σ^2) 。

[0098] 另一方面, 双目竞争的程度也会影响人眼的感知过程, 立体图像中的左图像 $I_L(x, y)$ 和右图像 $I_R(x, y)$ 的匹配区域的相似度越小, 其双目竞争程度越大。因此, 左右图像匹配区域的相似度可以用来表示双目竞争的程度, 其表达式为:

$$[0099] \quad BR_D(x, y) = 1 - \frac{2I_L(x, y) \cdot I_R(x - D(x, y), y) + C_1}{I_L^2(x, y) + I_R^2(x - D(x, y), y) + C_1} \quad (24)$$

[0100] 其中, $I_L(x, y)$ 和 $I_R(x, y)$ 分别表示左图像和右图像。 $D(x, y)$ 是步骤3) 中计算的双目

视差, C_1 是一个常数。利用广义高斯分布模型来拟合MSCN操作后的 $BR_D(x, y)$ 的概率密度分布, 可以得到广义高斯分布的模型参数 (α, σ^2) 。

[0101] 4-2) 基于视差匹配错误的特征。在计算步骤3) 双目视差的过程中, 视差匹配错误会导致左图像中的点在右图像中找不到匹配点。视差匹配错误可以表示为:

$$[0102] \quad D_{\text{error}}(x, y) = I_L(x, y) - I_R(x - D(x, y), y) \quad (25)$$

[0103] 其中, $I_L(x, y)$ 和 $I_R(x, y)$ 分别表示左图像和右图像。 $D(x, y)$ 是步骤3) 中计算的双目视差。针对上述的表达式, 这里有两点说明。第一, 假设左图像是相对质量较好的图像, 在计算双目视差时, 把左图像作为基准图像, 在右图像中寻找与左图像中相匹配的像素点; 第二, 在实验所使用的3D数据库中, 立体图像只有水平方向视差, 而没有垂直方向视差。

[0104] 利用广义高斯分布模型来拟合MSCN操作后的 $D_{\text{error}}(x, y)$ 的概率密度分布, 可以提取广义高斯分布的模型参数 (α, σ^2) 。

[0105] 4-3) 基于双目视差一致性的特征。实验中可以发现, 对于一幅无失真立体图像, 利用步骤3) 中的视差匹配方法计算的视差图, 除了视差图的边缘区域, 其他大部分区域的像素点与周围像素点之间有很高的相关性, 即像素值之间具有连续性。如果视差图是由失真立体图像计算得到, 其视差图中像素点与周围像素点之间的相关性很低。因此, 可以利用低通滤波后的视差图来表示其一致性, 视差图 $D(x, y)$ 的一致性可以表示为:

$$[0106] \quad D_{\text{consist}}(x, y) = D(x, y) \otimes (1/4) * \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & -4 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \quad (26)$$

[0107] 利用广义高斯分布模型来拟合 $D_{\text{consist}}(x, y)$ 的概率密度分布, 可以提取广义高斯分布的模型参数 (α, σ^2) 。

[0108] 上述步骤5) 支持向量机训练和测试。由上述步骤2) 和步骤4) 得到的2D特征和3D特征构成特征向量, 利用支持向量机进行模型训练, 然后进行测试得到立体图像质量的客观预测值。通过对比立体图像质量的客观预测值和主观值, 可以求出能够反映立体图像质量评价方法有效性和准确性的相关性系数。

[0109] 本发明与现有技术相比较, 具有如下显而易见的突出实质性特点和显著优点:

[0110] 该方法是基于自然场景统计的, 利用广义高斯分布来拟合图像的亮度概率密度函数分布, 提取广义高斯分布的模型参数作为特征, 通过特征向量来预测立体图像的质量。该方法既提取了能够反映2D图像质量的相关特征, 也提取了能反映3D立体感知质量的特征。在提取特征过程中, 既考虑了影响图像质量的2D因素, 也考虑了人眼的3D视觉特性。通过该方法得到客观立体图像质量预测值与其主观值很近似, 因此该方法相比现有的技术方法与入眼有更高的吻合性。

附图说明

[0111] 图1是本发明基于自然场景统计的无参考立体图像质量评价方法的框图;

[0112] 图2(a) 是未经过预处理操作的图像的亮度概率密度函数分布曲线图;

[0113] 图2(b) 是经过预处理操作后的图像的亮度概率密度函数分布曲线图; ref: 参考图像, 五种失真类型分别如下, jp2000, jpeg, wn: 高斯白噪声, blur: 高斯模糊, ff: 快衰落。

[0114] 图3是计算四个方向的相邻像素差值的示意图;

[0115] 图4是计算八个方向的相邻像素乘积的示意图；

具体实施方式

[0116] 以下结合说明书附图对本发明的实施例作进一步详细说明。

[0117] 参见图1,一种基于自然场景统计的无参考立体图像质量评价方法,步骤如下:

[0118] 1) 中央眼图像的生成:利用能量增益控制双目融合模型来对立体图像中的左右图像进行融合,生成一幅中央眼图像;

[0119] 2) 2D特征提取:在步骤1)得到的中央眼图像上进行分析,提取能够准确反映2D图像质量的相关特征;

[0120] 3) 双目视差计算:利用视差匹配算法计算立体图像的双目视差;

[0121] 4) 3D特征提取:根据步骤3)中计算得到的双目视差和其他3D视觉特性来提取能影响3D视觉感知质量的相关特征;

[0122] 5) 支持向量机训练和测试:由步骤2)和步骤4)得到的2D特征和3D特征构成特征向量,利用支持向量机进行模型训练,并利用训练后的模型来预测被测试立体图像质量的客观预测值。通过对比立体图像质量的客观预测值和主观值,可以求出能够反映立体图像质量评价方法有效性和准确性的相关性系数。

[0123] 上述步骤1)所述的中央眼图像的生成,其步骤如下:

[0124] 1-1) 分别计算立体图像中左右图像的Gabor滤波器响应;

[0125] 1-2) 把步骤1-1)中左右图像Gabor滤波器响应分别作为其权值,利用能量增益控制双目融合模型来合成中央眼图像;

[0126] 上述步骤2)所述的2D特征提取,其步骤如下:

[0127] 2-1) 由步骤1)计算得到的中央眼图像,计算MSCN操作后的中央眼图像在四个方向($0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$)的相邻像素差值,利用广义高斯分布来近似拟合这四个方向的相邻像素差值的概率密度函数分布,并提取广义高斯分布的模型参数 α 和 σ^2 作为特征。因此,每个方向可以提取2个特征,4个方向可以提取8个特征;

[0128] 2-2) 类似于步骤2-1),计算MSCN操作后的中央眼图像在八个方向($0^\circ, 22.5^\circ, 45^\circ, 67.5^\circ, 90^\circ, 112.5^\circ, 135^\circ, 157.5^\circ$)的相邻像素乘积(相邻两个像素),利用非对称的广义高斯分布来近似拟合这八个方向的相邻像素乘积的概率密度函数分布,并提取广义高斯分布的模型参数($\eta, \nu, \sigma_1^2, \sigma_r^2$)作为特征。因此,每个方向可以提取4个特征,8个方向可以提取32个特征;

[0129] 2-3) 由步骤1)计算得到的中央眼图像,计算中央眼图像的梯度,包括水平方向梯度分量和垂直方向梯度分量。一方面,利用步骤2-1)中的广义高斯分布分别拟合中央眼图像的水平方向梯度分量和垂直方向梯度分量的概率密度函数分布,并提取模型参数作为特征;另一方面,用同样的方法拟合MSCN操作后的中央眼图像的梯度图的概率密度函数分布,并提取模型参数作为特征;

[0130] 2-4) 类似于步骤2-3),计算中央眼图像的相位一致性,利用步骤2-1)中的广义高斯分布分别拟合MSCN操作后的中央眼图像的相位一致性图的概率密度函数分布,并提取模型参数作为特征;

[0131] 2-5) 类似于步骤2-3)和2-4),计算中央眼图像的Log-Gabor滤波器响应,包括滤波

器响应的实部和虚部以及其相位。一方面,利用步骤2-1)中的广义高斯分布分别拟合中央眼图像的Log-Gabor滤波器响应的实部和虚部以及其相位的概率密度函数分布,并提取模型参数作为特征;另一方面,用同样的方法拟合MSCN操作后的中央眼图像的Log-Gabor滤波器响应的概率密度函数分布,并提取模型参数作为特征。

[0132] 上述步骤3)所述的双目视差计算,即利用视差匹配算法来计算立体图像的双目视差值。

[0133] 上述步骤4)所述的3D特征提取,其步骤如下:

[0134] 4-1)由步骤3)中计算得到的双目视差,一方面,考虑视差对评价立体图像质量的影响,利用广义高斯分布模型来拟合MSCN操作后视差图的概率密度分布,可以得到模型参数并作为特征;另一方面,考虑双目竞争的程度对人眼感知过程的影响,分析计算反映双目竞争的程度的表示式,并利用广义高斯分布模型来拟合其MSCN操作后的概率密度分布,并提取模型参数作为特征;

[0135] 4-2)考虑步骤3)中计算双目视差时可能出现的视差匹配错误的情况,分析视差匹配错误的表示式,并利用广义高斯分布模型来拟合其MSCN操作后的概率密度分布,并提取模型参数作为特征;

[0136] 4-3)分析计算反映双目视差一致性的表示式,并利用广义高斯分布模型来拟合其概率密度分布,并提取模型参数作为特征。

[0137] 上述步骤5)所述的支持向量机训练和测试,由上述步骤2)和步骤4)中得到的2D特征和3D特征构成特征向量,利用支持向量机进行模型训练,然后进行测试得到立体图像质量的客观方法预测值。通过对比立体图像质量的客观预测值和主观值,可以求出能够反映立体图像质量评价方法有效性和准确性的相关性系数。

[0138] 下面将本发明与目前主流的3D图像质量评价方法进行比较,比较给出的结果分别是在LIVE 3D数据库(一)和LIVE 3D数据库(二)上测试得到的。为了更好地体现本发明的高性能,实验中采用的对比方法既有全参考的立体图像质量评价方法,又有无参考的立体图像质量评价方法。另外,为了体现本发明的准确性,实验中采用了1000次支持向量机进行训练和测试求均值的方法。

[0139] 实验结果表1-3分别详细地给出了本发明与其他全参考和无参考的立体图像质量评价方法在LIVE 3D数据库(一)上的SROCC、PLCC和RMSE的比较结果,表4-6分别详细地给出了本发明与其他全参考和无参考的立体图像质量评价方法在LIVE 3D数据库(二)上的SROCC、PLCC和RMSE的比较结果。表7给出了本发明与其他无参考的立体图像质量评价方法在LIVE 3D数据库(一)和(二)上的综合性能比较结果。

[0140] 表1.SROCC在LIVE 3D数据库(一)上的比较

算法	<i>JP2K</i>	<i>JPEG</i>	<i>WN</i>	<i>Blur</i>	<i>FF</i>	<i>All</i>
<i>Benoit</i>	<i>0.910</i>	<i>0.603</i>	0.930	0.931	<i>0.699</i>	<i>0.899</i>
<i>You</i>	<i>0.860</i>	<i>0.439</i>	0.940	<i>0.882</i>	<i>0.588</i>	<i>0.878</i>
<i>Gorley</i>	<i>0.015</i>	<i>0.569</i>	<i>0.741</i>	<i>0.750</i>	<i>0.366</i>	<i>0.142</i>
[0141] <i>Chen</i>	<i>0.888</i>	<i>0.530</i>	0.948	0.925	<i>0.707</i>	<i>0.916</i>
<i>Shao</i>	<i>0.900</i>	<i>0.607</i>	<i>0.926</i>	<i>0.924</i>	-	<i>0.894</i>
<i>Shao</i>	0.936	0.818	0.935	0.927	0.814	0.950
<i>Akhter</i>	<i>0.914</i>	<i>0.866</i>	<i>0.675</i>	<i>0.555</i>	<i>0.640</i>	<i>0.383</i>
<i>Chen</i>	<i>0.919</i>	<i>0.863</i>	<i>0.617</i>	<i>0.878</i>	<i>0.652</i>	<i>0.891</i>
本文方法	0.944	0.841	0.957	0.949	0.847	0.951

[0142] 斜体的是全参考立体图像质量评价算法,其他都是无参考的立体图像质量评价算法

[0143] JP2K: JPEG2000, JPEG, WN: 高斯白噪声, Blur: 高斯模糊, FF: 快衰落

[0144] 表2. PLCC在LIVE 3D数据库(一)上的比较

算法	<i>JP2K</i>	<i>JPEG</i>	<i>WN</i>	<i>Blur</i>	<i>FF</i>	<i>All</i>
<i>Benoit</i>	<i>0.939</i>	<i>0.640</i>	<i>0.925</i>	0.948	<i>0.747</i>	<i>0.902</i>
<i>You</i>	<i>0.877</i>	<i>0.487</i>	<i>0.941</i>	<i>0.919</i>	<i>0.730</i>	<i>0.881</i>
<i>Gorley</i>	<i>0.485</i>	<i>0.312</i>	<i>0.796</i>	<i>0.852</i>	<i>0.364</i>	<i>0.451</i>
[0145] <i>Chen</i>	<i>0.912</i>	<i>0.603</i>	0.942	0.942	<i>0.776</i>	<i>0.917</i>
<i>Wang</i>	<i>0.884</i>	<i>0.502</i>	<i>0.858</i>	<i>0.915</i>	-	<i>0.885</i>
<i>Shao</i>	<i>0.872</i>	<i>0.597</i>	<i>0.916</i>	<i>0.923</i>	-	<i>0.899</i>
<i>Shao</i>	0.949	0.796	0.938	0.986	0.837	0.957
<i>Akhter</i>	<i>0.904</i>	<i>0.905</i>	<i>0.729</i>	<i>0.617</i>	<i>0.503</i>	<i>0.626</i>
<i>Chen</i>	<i>0.917</i>	<i>0.907</i>	<i>0.695</i>	<i>0.917</i>	<i>0.735</i>	<i>0.895</i>
本文方法	0.972	0.860	0.976	0.977	0.891	0.959

[0146] 斜体的是全参考立体图像质量评价算法,其他都是无参考的立体图像质量评价算法

[0147] 表3. RMSE在LIVE 3D数据库(一)上的比较

算法	<i>JP2K</i>	<i>JPEG</i>	<i>WN</i>	<i>Blur</i>	<i>FF</i>	<i>All</i>
<i>Benoit</i>	<i>4.426</i>	<i>5.022</i>	<i>6.307</i>	4.571	<i>8.257</i>	<i>7.061</i>
<i>You</i>	<i>6.206</i>	<i>5.709</i>	<i>5.621</i>	<i>5.679</i>	<i>8.492</i>	<i>7.746</i>
[0148] <i>Gorley</i>	<i>11.323</i>	<i>6.211</i>	<i>10.197</i>	<i>7.562</i>	<i>11.569</i>	<i>14.635</i>
<i>Chen</i>	<i>5.320</i>	<i>5.216</i>	<i>5.581</i>	4.822	<i>7.837</i>	<i>6.533</i>
<i>Akhter</i>	<i>7.092</i>	<i>5.483</i>	4.273	<i>11.387</i>	<i>9.332</i>	<i>14.827</i>
<i>Chen</i>	<i>6.433</i>	<i>5.402</i>	4.523	<i>5.898</i>	<i>8.322</i>	<i>7.247</i>
本文方法	2.865	3.083	3.357	2.653	5.155	4.610

[0149] 斜体的是全参考立体图像质量评价算法,其他都是无参考的立体图像质量评价算法

[0150] 表4. SROCC在LIVE 3D数据库(二)上的比较

算法	<i>JP2K</i>	<i>JPEG</i>	<i>WN</i>	<i>Blur</i>	<i>FF</i>	<i>All</i>
<i>Benoit</i>	<i>0.751</i>	<i>0.867</i>	<i>0.923</i>	<i>0.455</i>	<i>0.773</i>	<i>0.728</i>
<i>You</i>	<i>0.894</i>	<i>0.795</i>	<i>0.909</i>	<i>0.813</i>	<i>0.891</i>	<i>0.786</i>
<i>Gorley</i>	<i>0.110</i>	<i>0.027</i>	<i>0.875</i>	<i>0.770</i>	<i>0.601</i>	<i>0.146</i>
<i>Chen</i>	<i>0.814</i>	<i>0.843</i>	0.940	<i>0.908</i>	<i>0.884</i>	<i>0.889</i>
Akhter	0.714	0.724	0.649	0.682	0.559	0.543
Chen	0.950	0.867	0.867	0.900	0.933	0.880
本文方法	0.921	0.826	0.919	0.914	0.928	0.937

[0152] 斜体的是全参考立体图像质量评价算法,其他都是无参考的立体图像质量评价算法

[0153] 表5.PLCC在LIVE 3D数据库(二)上的比较

算法	<i>JP2K</i>	<i>JPEG</i>	<i>WN</i>	<i>Blur</i>	<i>FF</i>	<i>All</i>
<i>Benoit</i>	<i>0.784</i>	<i>0.853</i>	<i>0.926</i>	<i>0.535</i>	<i>0.807</i>	<i>0.748</i>
<i>You</i>	<i>0.905</i>	<i>0.830</i>	<i>0.912</i>	<i>0.784</i>	<i>0.915</i>	<i>0.800</i>
<i>Gorley</i>	<i>0.372</i>	<i>0.322</i>	<i>0.874</i>	0.934	<i>0.706</i>	<i>0.515</i>
<i>Chen</i>	<i>0.834</i>	<i>0.862</i>	0.957	0.963	<i>0.901</i>	<i>0.900</i>
Wang	0.817	0.668	0.791	0.964	-	0.784
Akhter	0.722	0.776	0.786	0.795	0.674	0.568
Chen	0.947	0.899	0.901	0.941	0.932	0.895
本文方法	0.948	0.895	0.960	0.981	0.954	0.949

[0155] 斜体的是全参考立体图像质量评价算法,其他都是无参考的立体图像质量评价算法

[0156] 表6.RMES在LIVE 3D数据库(二)上的比较

算法	<i>JP2K</i>	<i>JPEG</i>	<i>WN</i>	<i>Blur</i>	<i>FF</i>	<i>All</i>
<i>Benoit</i>	<i>6.096</i>	3.787	4.028	<i>11.763</i>	<i>6.894</i>	<i>7.490</i>
<i>You</i>	<i>4.186</i>	<i>4.086</i>	<i>4.396</i>	<i>8.649</i>	<i>4.649</i>	<i>6.772</i>
<i>Gorley</i>	<i>9.113</i>	<i>6.940</i>	<i>5.202</i>	<i>4.988</i>	<i>8.155</i>	<i>9.675</i>
<i>Chen</i>	<i>5.562</i>	<i>3.865</i>	<i>3.368</i>	<i>3.747</i>	<i>4.966</i>	<i>4.987</i>
Akhter	7.416	6.189	4.535	8.450	8.505	9.249
Chen	3.513	4.298	3.342	4.725	4.180	5.102
本文方法	2.893	3.050	2.751	2.414	3.121	3.520

[0158] 斜体的是全参考立体图像质量评价算法,其他都是无参考的立体图像质量评价算法

[0159] 表7.无参考立体图像质量评价算法在LIVE 3D数据库(一)和(二)上的性能比较

算法	LIVE 3D 数据库 (一)			LIVE 3D 数据库 (二)		
	SROCC	PLCC	RMSE	SROCC	PLCC	RMSE
Akhter	0.383	0.626	14.827	0.543	0.568	9.249
Chen	0.891	0.895	7.247	0.880	0.895	5.102
Wang	0.828	0.885	7.238	0.794	0.784	7.326
Shao	0.894	0.899	-	-	-	-
Shao	0.950	0.957	-	-	-	-
Fang	0.932	0.936	-	0.931	0.936	-
本文方法	0.959	0.951	4.611	0.937	0.949	3.520

[0161] 由实验结果发现,本发明在LIVE 3D数据库(一)和(二)上的综合性能都超过目前其他主流的立体图像质量评价方法的性能。由此可见,本方法能够更准确、更有效地客观评价立体图像的质量,且其评价结果与人眼感知有更好的吻合性。

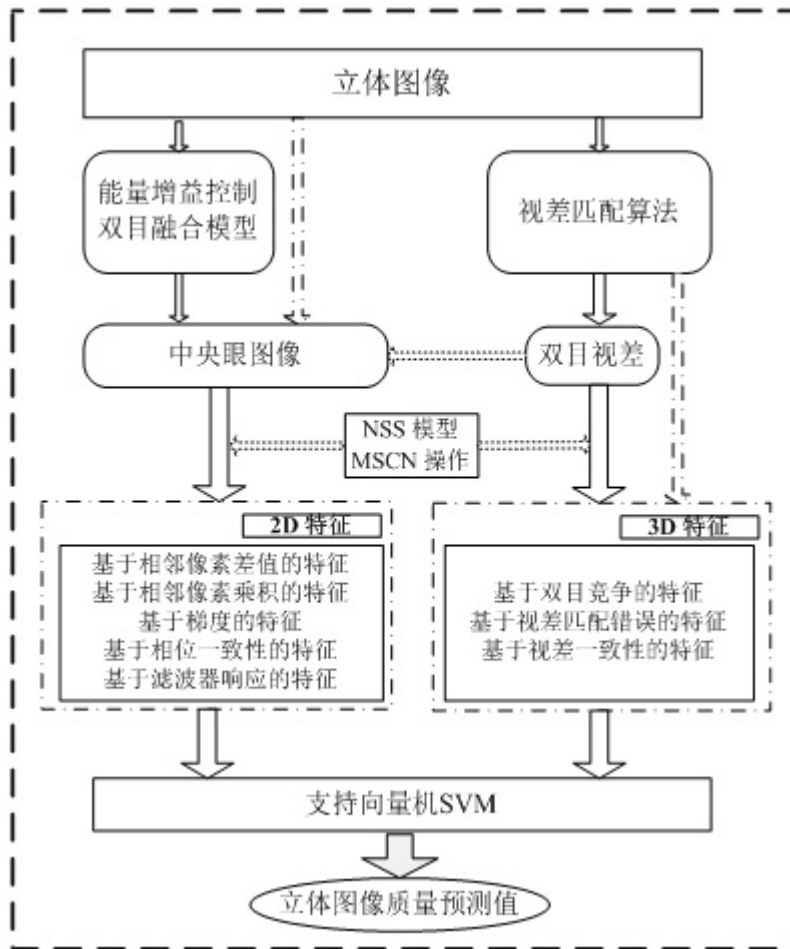


图1

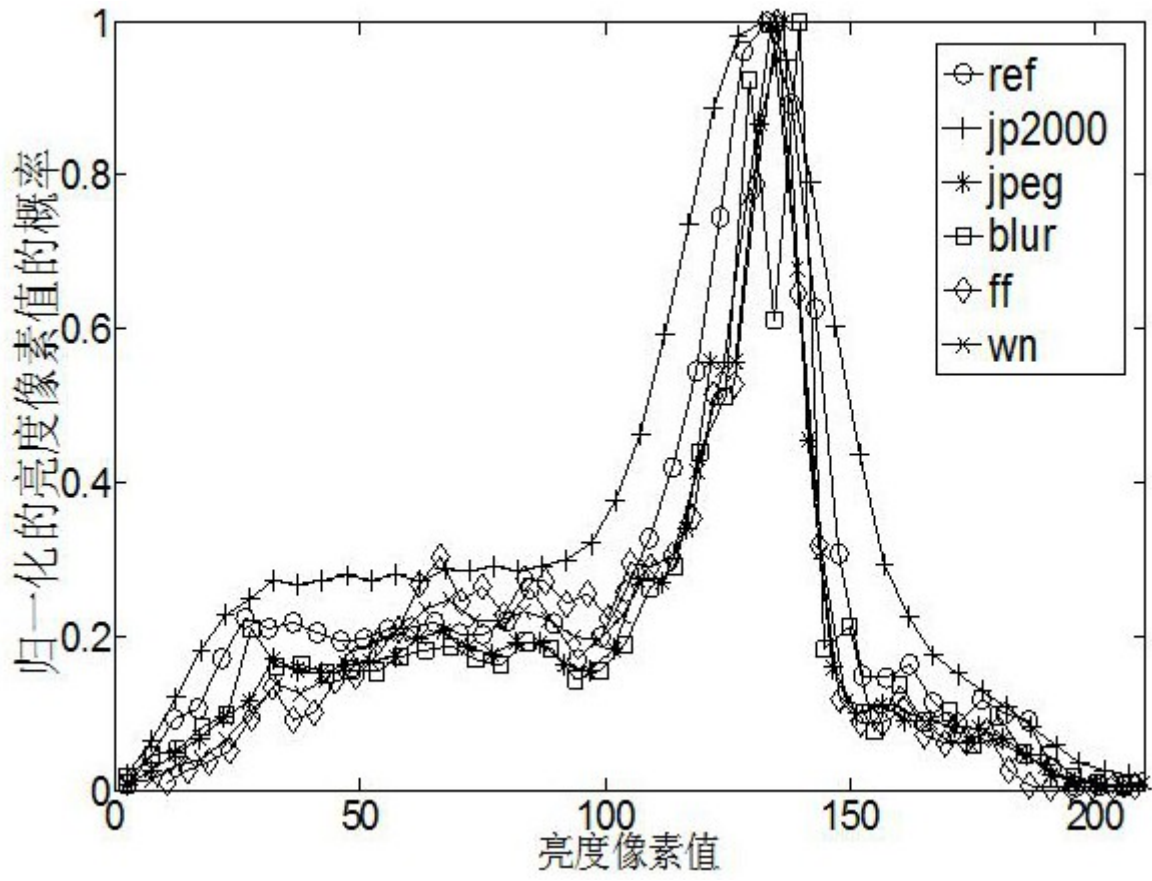


图2(a)

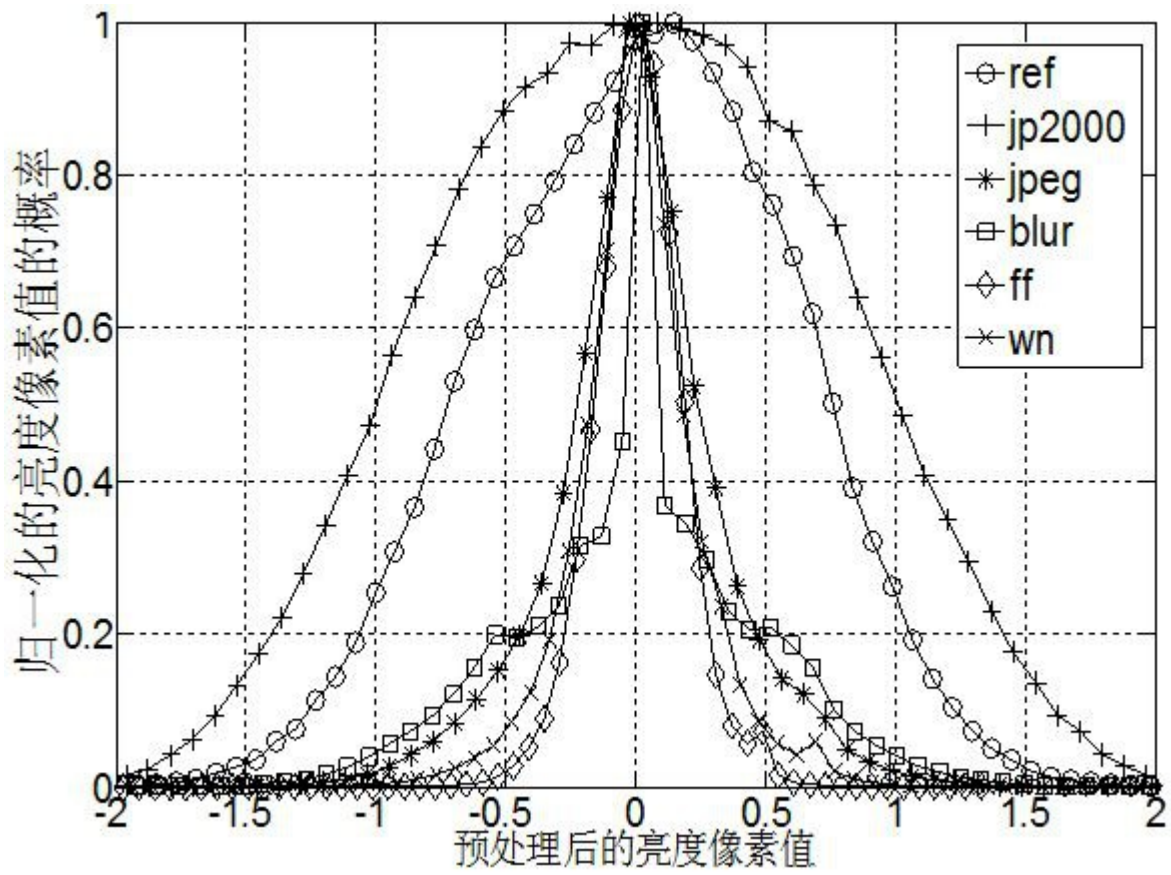


图2 (b)

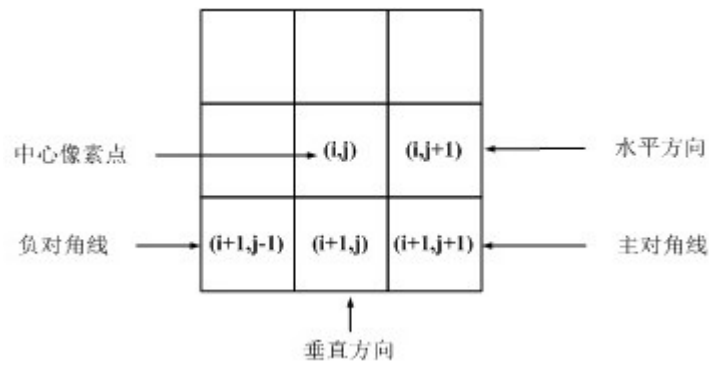


图3

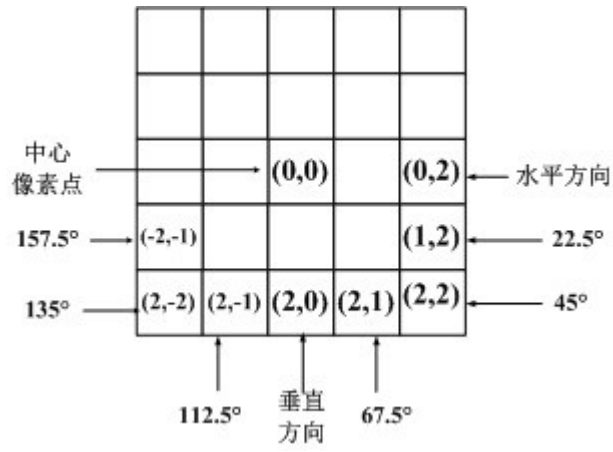


图4