



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 107371016 A

(43)申请公布日 2017. 11. 21

(21)申请号 201710613185.7

(22)申请日 2017.07.25

(71)申请人 天津大学

地址 300072 天津市南开区卫津路92号

(72)发明人 沈丽丽 彭科 雷锦艺

(74)专利代理机构 天津市北洋有限责任专利代
理事务所 12201

代理人 程毓英

(51) Int. Cl.

H04N 17/00(2006.01)

H04N 13/00(2006.01)

权利要求书1页 说明书5页 附图4页

(54)发明名称

基于非对称失真的无参考3D立体图像质量
评价方法

(57)摘要

本发明涉及一种基于非对称失真的无参考3D立体图像质量评价方法,包括以下步骤:利用Gabor滤波器组分解立体图像对,分别得到左视图和右视图Gabor金字塔。由左视图和右视图Gabor金字塔逐像素点相加得到融合后的独眼图。由左视图和右视图Gabor金字塔绝对差值相减生成差值图。运用广义高斯模型GGD来拟合独眼图和差值图,并提取拟合后统计特征参数,包括GGD分布的均值、方差和形状参数。计算Gabor滤波器分解后的左视图与右视图之间的结构相似度SSIM分数,以此作为立体图像的非对称信息,结合上一步提取的统计特征参数,用支持向量回归SVR来预测图像质量分数。



1. 一种基于非对称失真的无参考3D立体图像质量评价方法,包括以下步骤:

1) 利用Gabor滤波器组分解立体图像对,分别得到左视图和右视图Gabor金字塔。

2) 由左视图和右视图Gabor金字塔逐像素点相加得到融合后的独眼图。

3) 由左视图和右视图Gabor金字塔绝对差值相减生成差值图。

4) 运用广义高斯模型GGD来拟合独眼图和差值图,并提取拟合后统计特征参数,包括GGD分布的均值、方差和形状参数。

5) 计算Gabor滤波器分解后的左视图与右视图之间的结构相似度SSIM分数,以此作为立体图像的非对称信息,结合上一步提取的统计特征参数,用支持向量回归SVR来预测图像质量分数。

基于非对称失真的无参考3D立体图像质量评价方法

技术领域：

[0001] 本发明涉及对3D立体图像进行客观质量评价领域。

背景技术：

[0002] 随着科技日新月异的发展、科学技术的更新换代,数字化时代产品已逐渐进入人们的生活。在数字时代的浪潮下,3D立体图像领域正在取得快速发展与应用,相比于二维平面图像,立体图像能使人们身临其境地体验到立体感及临场感,逐渐地成为多媒体研究的主流方向。然而,立体图像在经过编码、压缩、传输等处理过程中,往往会存在不同形式的失真,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。

[0003] 3D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。在此过程中,双眼视觉系统起到了重要作用,由于人眼视觉系统具有非常复杂的生理机制,涉及到从心理学到眼睛的物理学等多门交叉学科,因此建立符合人类视觉特性的立体图像质量评价模型是研究的难点。传统上,立体图像质量评价(Stereoscopic Image Quality Assessment,SIQA)主要分为两种方法:一种方法是对左右视图分别进行单独评价,然后加权得到客观值;另一种方法则是在对左右视图评价的基础上,加入视差或深度信息进行综合质量评价。第一种方法实现方案简单,算法复杂度较低,易实现;而第二种方法考虑到视差信息,实现效果与人眼视觉系统较为一致。

[0004] 尽管目前3D立体图像质量评价方法以及取得比较大的进步,但是大部分SIQA算法忽略了一些事实:1)一些SIQA算法单独的考虑自然场景图像的统计特征和空间频域特征;2)现存的SIQA方法更适用于对称立体图像失真,而非对称失真取得的效果并不理想。因此,在非对称失真的情况下,本发明提出全新的无参考3D立体图像质量评价方法。

发明内容：

[0005] 本发明解决的技术问题:针对非对称3D图像失真,提出一种新的无参考3D立体图像质量评价方法,设计Gabor滤波器对立体图像左右视图进行金字塔分解,根据双眼竞争和双眼融合原理,将左右图像融合得到独眼图和差分图,接着对得到的两幅图像做归一化处理,然后进行广义高斯模型拟合,分别提取统计特征,最后运用支持向量回归SVR进行质量分数预测,实验结果显示所提出的SIQA算法取得非常好的效果。本发明技术方案如下:

[0006] 一种基于非对称失真的无参考3D立体图像质量评价方法,包括以下步骤:

[0007] 1) 利用Gabor滤波器组分解立体图像对,分别得到左视图和右视图Gabor金字塔。

[0008] 2) 由左视图和右视图Gabor金字塔逐像素点相加得到融合后的独眼图。

[0009] 3) 由左视图和右视图Gabor金字塔绝对差值相减生成差值图。

[0010] 4) 运用广义高斯模型GGD来拟合独眼图和差值图,并提取拟合后统计特征参数,包括GGD分布的均值、方差和形状参数。

[0011] 5) 计算Gabor滤波器分解后的左视图与右视图之间的结构相似度SSIM分数,以此作为立体图像的非对称信息,结合上一步提取的统计特征参数,用支持向量回归SVR来预测图像质量分数。

附图说明:

[0012] 通过附图,可以使本发明的实施步骤及优点更加凸显,也更容易地理解本发明的流程与操作。

[0013] 图1 (a) 非对称失真3D图像左视图,图1 (b) 非对称失真3D图像右视图;

[0014] 图2 (a) Gabor滤波器分解后第二层左视图,图2 (b) Gabor滤波器分解后第二层右视图;

[0015] 图3融合独眼图;

[0016] 图4生成差值图;

[0017] 图5归一化差值图GGD拟合图;

[0018] 图6不同失真类型的差值图GGD拟合图。

具体实施方式:

[0019] 为使本发明的方案更加清楚明了,便于实施,以便于更加凸显本发明的优点及目的,下面结合附图对本发明实施方案作进一步地详细阐述与说明。

[0020] 101:Gabor金字塔分解

[0021] Gabor滤波器能精确的描述图像的空间频域信息和局部相关性。而且,Gabor滤波器响应与人眼视觉皮层刺激响应及其相似,因此,本发明采用多尺度Gabor滤波器组来分解图像。

[0022] 首先,对于给定的一幅立体图像,我们选择LIVE 3D图像数据库phase-II中一幅白噪声立体图像,它是非对称失真的,左右视图失真程度不一致。如图1 (a) 所示是非对称失真的3D图像左视图,图1 (b) 是非对称失真3D图像右视图。将它的左视图和右视图分别用Gabor滤波器进行分解,得到Gabor金字塔,Gabor滤波器的表达式如公式 (1) 所示:

$$[0023] \quad g(x, y; \lambda, \theta, \psi, \sigma, \gamma) = \exp\left(-\frac{x'^2 + \gamma^2 y'^2}{2\sigma^2}\right) \exp\left(i\left(2\pi \frac{x'}{\lambda} + \psi\right)\right) \quad (1)$$

[0024] $x' = x \cos\theta + y \sin\theta$;

[0025] $y' = -x \sin\theta + y \cos\theta$.

[0026] 其中 x, y 代表每个视图中像素的空间坐标, x', y' 是旋转之后的坐标, λ 是波长, θ 是方向, σ 是关于带宽的参数, γ 是Gabor滤波器形状参数, Ψ 是相位偏移。

[0027] 理论上通过设置不同的滤波器带宽和方向会产生不同尺度、不同方向的Gabor滤波器组,然而为了减少计算复杂度,实验中我们选择Gabor滤波器的方向为水平方向,设置带宽作为可变参量,带宽分别设置为{1, 1.64, 2.68}。这样每个视图经过多尺度Gabor滤波器组分解之后的结果就组成了由三层通道构成的Gabor金字塔,包括左右视图。最终图 (1) 经过Gabor金字塔分解,得到如图2所示,图2 (a) 为Gabor滤波器分解后第二层的左视图,图2 (b) 为Gabor滤波器分解后第二层的右视图。因为第一层通道、第三层通道和第二层通道结果类似,为了不累赘描述,我们只绘制了第二层Gabor金字塔分解图像。

[0028] 102:融合独眼图

[0029] 在立体视图中,双眼竞争和双眼融合显示了人眼视觉特性中重要属性,有效的3D立体图像质量评价都应该考虑到这两个因素。因此,我们使用独眼图(“Cyclopean”map)来模拟人眼视觉系统的双眼融合和双眼竞争,也即将Gabor滤波器分解后的左视图和右视图进行融合,得到一幅图像就是独眼图,其融合过程就是将Gabor金字塔分解之后的左右视图逐像素点相加。由于Gabor滤波器分解后由3层通道构成,所以融合后的独眼图就有3幅,即得到融合独眼图 $I_C^G(f_1)$, $I_C^G(f_2)$, $I_C^G(f_3)$ 。

[0030] 其中 $I_C^G(f_1)$, $I_C^G(f_2)$, $I_C^G(f_3)$ 分别代表由3层通道构成的独眼图。如图3所示即为在第二层通道上,融合独眼图由图2(a)左视图和图2(b)右视图进行融合得到。

[0031] 103:生成差值图

[0032] 差值图是由Gabor金字塔的左右视图计算差值得到,为了得到绝对差值图,首先需要计算Gabor金字塔每层的全局能量,即图像的逐像素点平方和,以第二层通道为例,计算其左右视图全局能量为别为 E_L 和 E_R 。当 $E_L > E_R$ 时,差值图 $I_D^G(f_2)$ 就是Gabor金字塔第2层通道左视图像素点减去对应的右视图像素点,当 $E_L < E_R$ 时,差值图 $I_D^G(f_2)$ 就是Gabor金字塔第2层通道右视图像素点减去对应的左视图像素点。简单的说,差值图就是左右视图的绝对差值。

[0033] 同理,第一通道和第三通道的差值图也分别被计算得到 $I_D^G(f_1)$ 和 $I_D^G(f_3)$,如图4所示,就是由图2(a)和图2(b)第二层左右视图生成后的差值图。

[0034] 104:DM-GGD特征提取

[0035] 为了能够有效地评价失真立体图像对的质量分数,IQA算法需要提取图像较好的统计特征。而广义高斯分布(Generalized Gaussian Distribution,GGD)是一种能够很好来描述图像统计特征的先验模型。因此,我们用GGD对独眼图和差值图进行拟合(DM-GGD),从中选取参数提取图像特征。

[0036] 首先,我们需要将独眼图 $I_C^G(f_n)$ 和差值图 $I_D^G(f_n)$ 进行归一化处理,计算公式如式(2)、(3)所示:

$$[0037] \quad I'_C(x, y, f_n) = \frac{I_C^G(f_n) - \mu(x, y, f_n)}{\rho(x, y, f_n) + C} \quad (2)$$

$$[0038] \quad I'_D(x, y, f_n) = \frac{I_D^G(f_n) - \mu(x, y, f_n)}{\rho(x, y, f_n) + C} \quad (3)$$

[0039] 其中 $I'_C(x, y, f_n)$, $I'_D(x, y, f_n)$ 分别是归一化后的独眼图和差值图,常数 $C=0.01$ 用来保持稳定性, $\mu(x, y, f_n)$ 和 $\rho(x, y, f_n)$ 分别为图像的均值与方差,计算公式如式(4)、(5)所示:

$$[0040] \quad \mu(x, y, f_n) = \sum_{k=-K}^K \sum_{l=-L}^L w_{k,l} I_{k,l}(x, y, f_n) \quad (4)$$

$$[0041] \quad \rho(x, y, f_n) = \sqrt{\sum_{k=-K}^K \sum_{l=-L}^L w_{k,l} [I_{k,l}(x, y, f_n) - \mu(x, y, f_n)]^2} \quad (5)$$

[0042] $I_{k,l}(x, y, f_n)$ 代表的是独眼图 $I_C^G(f_n)$ 或差值图 $I_D^G(f_n)$,圆形对称的高斯权重函数 $w = \{w_{k,l} | k=-3, \dots, 3, l=-3, \dots, 3\}$ 。

[0043] 然后,我们用GGD模型用来拟合 $I'_c(x,y,f_n)$ 或 $I'_d(x,y,f_n)$ 的系数直方图,GGD拟合表达式如式(6)所示:

$$[0044] \quad f_x(x, \mu, \sigma^2, \gamma) = ae^{-[bx-\mu]^\gamma} \quad (6)$$

[0045] 上式参数 (μ, σ^2, γ) 分别是GGD分布的均值、方差和形状参数。其中,
 $b = (1/\sigma)\sqrt{\Gamma(3/\gamma)/\Gamma(1/\gamma)}$, $a = \beta\gamma/2\Gamma(1/\gamma)$, $\Gamma(x) = \int_0^\infty t^{x-1}e^{-t}dt$ 。

[0046] 如图5所示黑色柱状显示了归一化处理后的差值图,红色曲线则代表归一化之后GGD拟合的差值图,图6则描述了在LIVE数据库中五种不同失真类型的差值图分布。可以看出不同类型的失真GGD拟合曲线是不同的,同时满足0均值高斯分布。另外,统计特征中偏度(Skewness)计算式为 $s = E(x-\mu)^3/\sigma^3$,峰度(Kurtosis)计算式 $k = E(x-\mu)^4/\sigma^4$ 。因此,最终我们选择GGD拟合后的4个参数 (σ^2, γ, s, k) 来表示3D立体图像统计特征,与此同时,独眼图和差值图金字塔分别有3层通道,所以我们提取的特征向量总数为24 $(3 \times (4+4))$ 维。

[0047] 104:SVR预测图像质量分数

[0048] 我们利用MATLAB环境LIBSVM工具箱中的支持向量回归SVR来预测图像质量。SVR主要用来解决优化问题,其表达形式如式(7)所示:

$$[0049] \quad \min_{w, \Omega, z, z'} \frac{1}{2} w^T w + \xi \left(\sum_{j=1}^m z_j + \sum_{j=1}^m z'_j \right) \quad s.t. \begin{cases} w^T \phi(x_j) + \Omega - y_j \leq \eta + z_j \\ y_j - w^T \phi(x_j) \leq \eta + z'_j \end{cases} \quad (7)$$

[0050] $z_j, z'_j \geq 0, \xi, \mu > 0 \quad j=1, \dots, m$

[0051] 其中, x_j 是特征向量, y_j 是训练样本所对应的DMOS值, w 是权重, $\phi(x_j)$ 是映射函数,参数 z_j 与 z'_j 是松弛变量, Ω 是偏值, ξ 和 η 与训练样本有关。在训练中,我们采用径向基函数(RBF)作为核函数来度量高维向量空间2个样本之间的距离。

[0052] 对于每一张3D立体图像提取特征后,便得到一个特征向量。我们在LIVE 3D图像数据库phase-II上进行SVR回归预测实验。LIVE 3D数据库phase-II由8张参考立体图像5种失真类型生成360张图片,包括:白噪声、JPEG压缩、JP2K压缩、高斯模糊和快速衰落。实验中,我们随机选择数据库80%立体图片作为训练数据,20%数据作为测试数据,迭代次数为1000次,取测试数据的中间值作为最终的质量评价分数。

[0053] 105:实验结果

[0054] 为了评估本发明所提出来的无参考3D立体图像质量评价的性能,我们选择斯皮尔曼等级次序相关系数(SROCC)、皮尔森线性相关系数(PLCC)和均方根误差(RMSE)3个评价指标来评价算法性能。本发明所提出的DM-GGD算法所对应的PLCC、SROCC、RMSE评价结果如表1所示。其中,PLCC、SROCC的值越大表示与主观评价DMOS越一致,算法效果越好,RMSE值则越小越好。从图中可以看出DM-GGD算法PLCC值分别可以达到0.920,这评价结果已经很高了,与人眼视角系统一致性较好,在单独失真类型下,他们的表现效果也很好。

[0055] 综上所述,本发明主要就非对称3D立体图像失真,提出一种新的无参考3D立体图像质量评价方法DM-GGD。通过实验结果,我们已经证明提出的评价方法能够很好的体现非对称3D立体图像的非对称信息,其性能超过绝大部分有参考和无参考SIQA算法。展望未来,今后进一步的工作是建立更加符合人眼视觉系统的模型,提取出更精确的图像特征来评价立体图像质量。

[0056] 表1 DM-GGD算法的评价指标PLCC、SROCC、RMSE结果

[0057]

评价算法	评价指标	失真类型					
		WN	JP2K	JPEG	BLUR	FF	ALL
DM-GGD	PLCC	0.965	0.886	0.853	0.963	0.937	0.920
	SROCC	0.939	0.855	0.799	0.903	0.904	0.881
	RMSE	2.529	4.102	3.468	3.402	3.616	3.423



图1 (a)

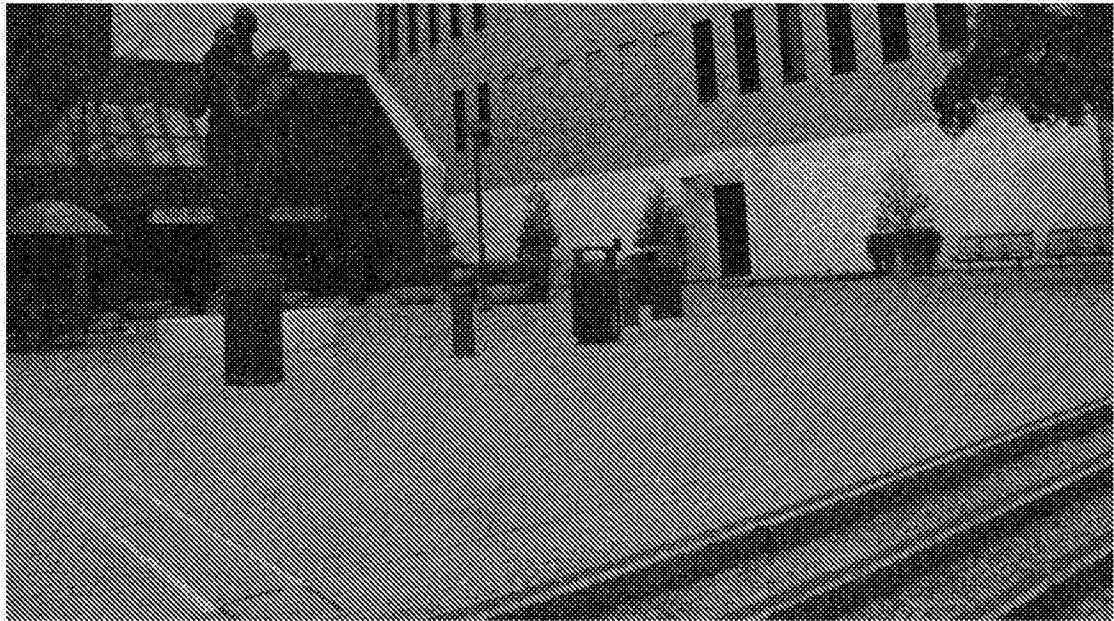


图1 (b)



图2(a)



图2(b)



图3



图4

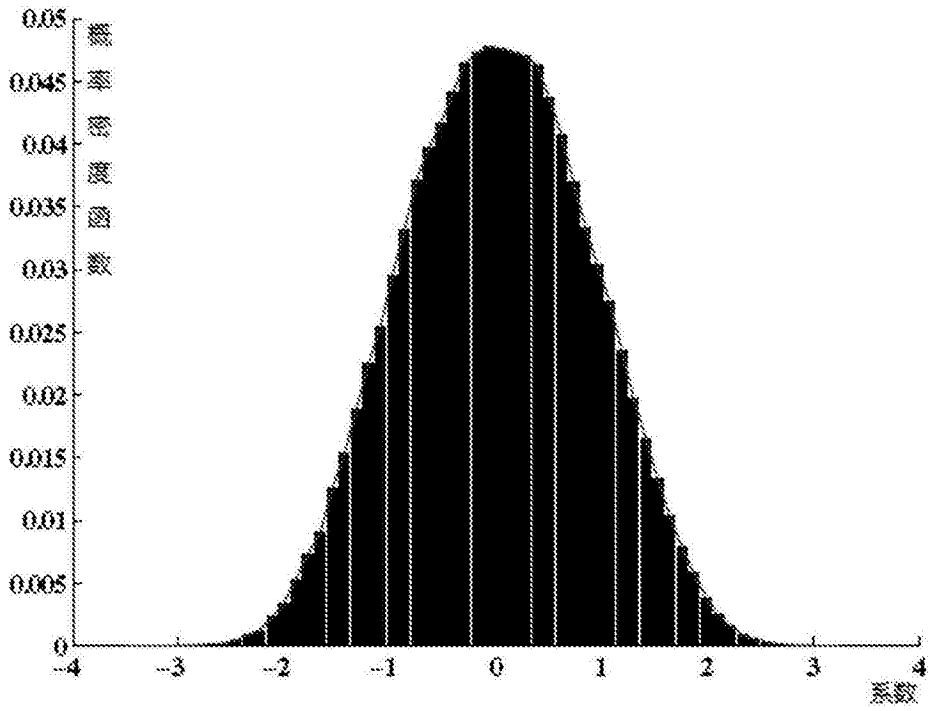


图5归一化差值图GGD拟合图

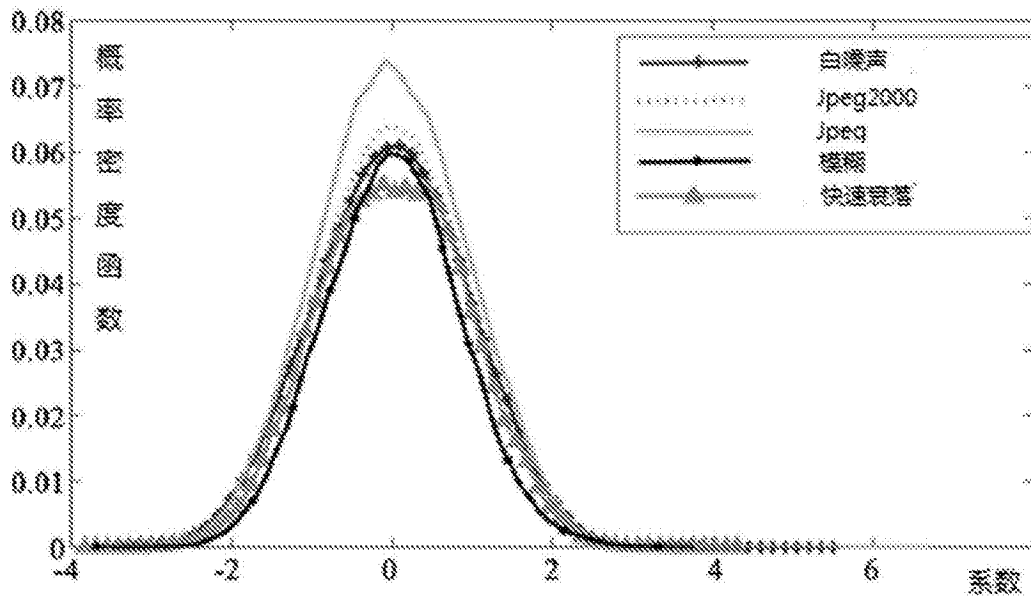


图6