



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 109510981 A

(43)申请公布日 2019.03.22

(21)申请号 201910063073.8

(22)申请日 2019.01.23

(71)申请人 杭州电子科技大学

地址 310018 浙江省杭州市江干区下沙高教园区

(72)发明人 周洋 尉婉丽 周辉 谢菲

(74)专利代理机构 杭州杭诚专利事务有限公司 33109

代理人 尉伟敏

(51) Int. Cl.

H04N 17/00(2006.01)

H04N 19/597(2014.01)

H04N 19/625(2014.01)

H04N 13/128(2018.01)

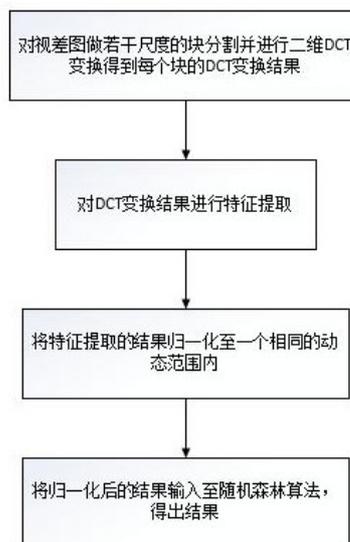
权利要求书2页 说明书6页 附图2页

(54)发明名称

一种基于多尺度DCT变换的立体图像舒适度预测方法

(57)摘要

本发明涉及视频图像处理技术领域,公开了一种基于多尺度DCT变换的立体图像舒适度预测方法,包括以下步骤:步骤S01:对视差图做若干尺度的块分割并进行二维DCT变换得到每个块的DCT变换结果;步骤S02:对DCT变换结果进行特征提取;步骤S03:将特征提取的结果归一化至一个相同的动态范围内;步骤S04:将归一化后的结果输入至随机森林算法,得出结果。本发明提出的模型预测结果与主观评价结果具有很好的相关性,可以较为准确的反映出立体图像的观看舒适度。该舒适度预测模型可以直接应用在3D图像或视频等质量预测与改善等工程中。



1. 一种基于多尺度DCT变换的立体图像舒适度预测方法,其特征在于,包括以下步骤:

步骤S01:对视差图做若干尺度的块分割并进行二维DCT变换得到每个块的DCT变换结果;

步骤S02:对DCT变换结果进行特征提取;

步骤S03:将特征提取的结果归一化至一个相同的动态范围内;

步骤S04:将归一化后的结果输入至随机森林算法,得出结果。

2. 根据权利要求1所述的一种基于多尺度DCT变换的立体图像舒适度预测方法,其特征在于,所述步骤S02中,特征提取包括:基础视差强度特征提取、视差梯度能量特征提取及视差纹理复杂度特征提取。

3. 根据权利要求2所述的一种基于多尺度DCT变换的立体图像舒适度预测方法,其特征在于,所述基础视差强度特征提取的具体过程为:将所有块的直流系数之和作为当前尺度的基础视差强度特征值,即使用 $a = [a(i, j)]_{N \times N}$ 表示块大小为 $N \times N$ 的视差图,用 A 表示进行二维DCT变换后的块,

$$\mathbf{A} = [A(u, v)]_{N \times N} = \frac{1}{N} C(u) C(v) \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} a(i, j) \cos\left(\frac{(2i+1)u\pi}{2N}\right) \cos\left(\frac{(2j+1)v\pi}{2N}\right)$$

$$\text{其中 } C(u) = \begin{cases} \frac{1}{\sqrt{N}} & \text{if } u = 0 \\ \sqrt{\frac{2}{N}} & \text{otherwise.} \end{cases},$$

第 k 个基础强度特征 f_k^{BDI} 可以如下计算:

$$f_k^{BDI} = \sum_I DC([A(u, v)]_{M \times N})$$

k 表示DCT变换块的尺度, I 是视差图中该块的个数并且 $I = \lceil W/M \rceil \times \lceil H/N \rceil$, W 和 H 分别是视差图的宽度和高度; $DC(\cdot)$ 代表DC系数。

4. 根据权利要求3所述的一种基于多尺度DCT变换的立体图像舒适度预测方法,其特征在于,所述视差能量梯度特征提取的具体过程为:计算每个块与周围临近块的视差能量差异,归一化后获得该块的视差能量梯度值

$$f_k^{DGE} = \frac{1}{K_B} \sum_{m=1}^{W/i} \sum_{n=1}^{H/i} \left(\frac{EA(m+1, n) + EA(m-1, n) + EA(m, n+1) + EA(m, n-1)}{4} - EA(m, n) \right)$$

其中 $EA(m, n)$ 表示一个空间位置是 (m, n) 的DCT块 A^{mn} 并且 $EA(m, n) = \sum_u \sum_v [A^{mn}(u, v)]_{N \times N}$; k 表示DGE的尺度, K_B 是视差图中DCT的块。

5. 根据权利要求4所述的一种基于多尺度DCT变换的立体图像舒适度预测方法,其特征在于,所述视差纹理复杂度特征提取的具体过程为:对DCT变换后进行去除纹理操作,只取大于一定阈值的DCT变换后的值,对小于阈值的部分置零,提取视差纹理复杂度特征的计算过程如下:

$$\mathbf{B} = [B(u, v)]_{M \times N} = \begin{cases} [A(u, v)]_{M \times N} & \text{if } |A(u, v)| \geq T; \\ 0 & \text{otherwise.} \end{cases}$$

其中 T 是选择的阈值.对于不同的图像块大小进行不同的设置;然后通过对 B 进行二维

反DCT,可以得到去除中高频的块b:

$$b = [b(i, j)]_{M \times N} = \text{IDCT}([B(u, v)]_{M \times N})$$

其中 $\text{IDCT}(\cdot)$ 表示二维反DCT变换,然后将原始视差图与去除中高频的视差图做差,获得纹理结果,

$$c = [c(i, j)]_{M \times N} = | [a(i, j)]_{M \times N} - [b(i, j)]_{M \times N} |$$

$$\mathbf{f}_{\text{texture}}^{MN} = \begin{bmatrix} \mathbf{c}_{1,1} & \cdots & \mathbf{c}_{1,W/M} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ \mathbf{c}_{H/N,1} & \cdots & \mathbf{c}_{H/N,W/M} \end{bmatrix}_{W \times H}$$

其中c表示块a的中高频信息, $c_{p,q}$ 是在(p,q)上块的中高频信息; $M \times N$ 是块 $c_{p,q}$ 的大小,最终多尺度视差纹理复杂度特征由以下式子表示:

$$f_k^{DTC} = \frac{1}{K_p} \sum_{(i,j)} \mathbf{f}_{\text{texture}}^{MN}(i, j)$$

式中 $\mathbf{f}_{\text{texture}}^{MN}(i, j)$ 是(i, j)位置上视差纹理特征值; K_p 视差纹理特征图中块的个数;k是块的尺度因素。

6. 根据权利要求1或2所述的一种基于多尺度DCT变换的立体图像舒适度预测方法,其特征在于,所述步骤S03中,归一化的动态范围在0到1之间。

7. 根据权利要求1或2所述的一种基于多尺度DCT变换的立体图像舒适度预测方法,其特征在于,所述步骤S04中,具体过程为:

A01:采用随机森林算法,将若干特征值作为输入值,对应的mos值作为输出进行训练和测试,训练集与测试集比例为4:1,将进行1000次训练测试结果的均值作为最终该条件下的结果;

A02:以决策树个数为变量进行训练和测试,获得最优决策树个数,在最优决策树个数情况下对上述若干输入值运用随机森林算法进行融合,获得立体图像的舒适度预测值。

8. 根据权利要求3所述的一种基于多尺度DCT变换的立体图像舒适度预测方法,其特征在于,所述基础视差强度特征提取中使用8个不同尺度。

9. 根据权利要求4所述的一种基于多尺度DCT变换的立体图像舒适度预测方法,其特征在于,所述视差梯度能量特征提取中使用7个不同尺度。

10. 根据权利要求5所述的一种基于多尺度DCT变换的立体图像舒适度预测方法,其特征在于,所述视差纹理复杂度特征提取中使用8个不同尺度。

一种基于多尺度DCT变换的立体图像舒适度预测方法

技术领域

[0001] 本发明涉及视频图像处理技术领域,特别涉及一种基于多尺度DCT变换的立体图像舒适度预测方法。

背景技术

[0002] 伴随着3D电影以及虚拟现实的发展,3D视频和图像在现实生活中的应用越来越多。同时越来越多的研究者开始关注3D成像模式对人眼健康的影响。已有的研究表明,目前的立体图像和视频可能会造成观看者的很多不舒适,例如头晕,恶心等,同时对人眼健康造成危害。为改善立体图像/视频舒适度,须对其进行舒适度预测,但通过人眼主观观看耗时且费力,须探求立体图像/视频人眼舒适度预测的客观方法。

[0003] 目前针对立体图像和视频的客观舒适度预测研究方法,大多数使用一些简单的传统视差特征作为预测立体图像舒适度的特征值,比如视差均值,视差方差,视差梯度等。已有的一些研究在传统视差的基础上以人眼关注模型对传统视差进行加权计算作为预测立体图像舒适度的特征值。也有方法不直接利用视差信息,提出一种新的特征图即未链接像素(PUP)的百分比,不需实际计算视差值,通过预测相应视网膜中未链接像素的百分比来提取PUP特征图像对的补丁。面对机器学习和深度学习方法,直接利用机器学习方法对立体图像的舒适度进行预测,根据主观研究中传统的绝对分类评级(ACR)方法,从学习排名(L2R)的角度提出了一种立体图像视觉舒适度评估方法,而且也有通过VCA深度网络潜在的编码立体图像与基于人类注意力的视差量值和梯度信息之间的视觉差异,同时使用一个网络来从左视图和右视图中提取视觉差异特征,通过两个单独的深度卷积神经网络(DCNN)获得最终的舒适度预测值。也有方法根据基于场景模式分类的立体图像目标视觉舒适度评估方法,利用一些特征在各种场景模式中构建目标VCA模型。然而这些特征都只在空间域上反映其与立体视觉舒适度的关系,没能结合图像处理中的其他变换域信息对立体图像的舒适度做出更准确的预测。

[0004] 授权公告号CN104811693B的发明公开了一种立体图像视觉舒适度客观评价方法,其首先提取出立体图像的右视差图像的用于反映视觉舒适度的初级视觉特征矢量和高级视觉特征矢量,并融合得到立体图像的特征矢量,再利用支持向量回归对立体图像集合中的所有立体图像的特征矢量进行训练,最后利用训练得到的支持向量回归训练模型对立体图像集合中的每幅立体图像的特征矢量进行测试,得到每幅立体图像的客观视觉舒适度评价预测值。

[0005] 上述对比文件中的方法对舒适度的评价较为片面,在一定情况下与主观评价出入较大。

发明内容

[0006] 针对现有技术不能结合图像处理中其他变换域信息对立体图像的舒适度做出准确预测的问题,本发明提供了一种基于多尺度DCT变换的立体图像舒适度预测方法,利用了

较多的特征值对舒适度进行预测,可以较为准确地反映出立体图像的观看舒适度,可以直接应用在3D图像等质量预测与改善的工程中,预测结果与主观评价结果具有很好的相关性。

[0007] 本发明的技术方案如下:

一种基于多尺度DCT变换的立体图像舒适度预测方法,包括以下步骤:

步骤S01:对视差图做若干尺度的块分割并进行二维DCT变换得到每个块的DCT变换结果;

步骤S02:对DCT变换结果进行特征提取;步骤S03:将特征提取的结果归一化至一个相同的动态范围内;步骤S04:将归一化后的结果输入至随机森林算法,得出结果。

[0008] 作为优选,所述步骤S02中,特征提取包括:基础视差强度特征提取、视差梯度能量特征提取及视差纹理复杂度特征提取。

[0009] 作为优选,所述基础视差强度特征提取的具体过程为:将所有块的直流系数之和作为当前尺度的基础视差强度特征值,即使用 $a = [a(i, j)]_{N \times N}$ 表示块大小为 $N \times N$ 的视差图,用 A 表示进行二维DCT变换后的块,

$$A = [A(u, v)]_{N \times N} = \frac{1}{N} C(u)C(v) \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} a(i, j) \cos\left(\frac{(2i+1)u\pi}{2N}\right) \cos\left(\frac{(2j+1)v\pi}{2N}\right)$$

$$\text{其中 } C(u) = \begin{cases} \frac{1}{\sqrt{N}} & \text{if } u = 0 \\ \sqrt{\frac{2}{N}} & \text{otherwise.} \end{cases},$$

第 k 个基础强度特征 f_k^{BDI} 可以如下计算:

$$f_k^{BDI} = \sum_I DC([A(u, v)]_{M \times N})$$

k 表示DCT变换块的尺度, I 是视差图中该块的个数并且 $I = \lceil W/M \rceil \times \lceil H/N \rceil$; W 和 H 分别是视差图的宽度和高度; $DC(\cdot)$ 代表DC系数。上述基础视差强度特征(BDI)用来表征视差图中的视差强度,使用对视差图进行二维DCT变换后的DC直流系数,即位于块的左上角的系数作为基础视差强度特征值。此时对视差图进行不同尺度的块分割后,将所有块的直流系数之和作为当前尺度的基础视差强度特征值。

[0010] 作为优选,所述视差能量梯度特征提取的具体过程为:计算每个块与周围临近块的视差能量差异,归一化后获得该块的视差能量梯度值

$$f_k^{DGE} = \frac{1}{K_B} \sum_{m=1}^{W/I} \sum_{n=1}^{H/I} \left(\frac{EA(m+1, n) + EA(m-1, n) + EA(m, n+1) + EA(m, n-1)}{4} - EA(m, n) \right)$$

其中 $EA(m, n)$ 表示一个空间位置是 (m, n) 的DCT块 A^{mn} 并且 $EA(m, n) = \sum_u \sum_v [A^{mn}(u, v)]_{N \times N}$; k 表示DGE的尺度, K_B 是视差图中DCT的块。上述视差梯度能量特征(DGE)是针对视差图中局部能量差异变化而定义的特征值。计算该特征值时,通过对视差图进行块分割处理后计算该块与周围临近块的视差能量差异,归一化后获得该块的视差能量梯度值。视差图的能量梯度特征值由块个数归一化后获得。

[0011] 作为优选,所述视差纹理复杂度特征提取的具体过程为:对DCT变换后进行去除纹

理操作,只取大于一定阈值的DCT变换后的值,对小于阈值的部分置零,提取纹理复杂度特征的计算过程如下:

$$\mathbf{B} = [B(u, v)]_{M \times N} = \begin{cases} [A(u, v)]_{M \times N} & \text{if } |A(u, v)| \geq T; \\ 0 & \text{otherwise.} \end{cases}$$

其中T是选择的阈值.对于不同的图像块大小进行不同的设置;然后通过对B进行二维反DCT,可以得到去除中高频的块b:

$$b = [b(i, j)]_{M \times N} = \text{IDCT}([B(u, v)]_{M \times N})$$

其中 $\text{IDCT}(\cdot)$ 表示二维反DCT变换,然后将原始视差图与去除中高频的视差图做差,获得纹理结果,

$$c = [c(i, j)]_{M \times N} = |a(i, j) - b(i, j)|_{M \times N}$$

$$\mathbf{f}_{\text{texture}}^{MN} = \begin{bmatrix} c_{1,1} & \cdots & c_{1,W/M} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ c_{H/N,1} & \cdots & c_{H/N,W/M} \end{bmatrix}_{W \times H}$$

其中c表示块a的中高频信息, $c_{p,q}$ 是在(p,q)上块的中高频信息; $M \times N$ 是块 $c_{p,q}$ 的大小,最终多尺度视差纹理复杂度特征由以下式子表示:

$$f_k^{DTC} = \frac{1}{K_p} \sum_{(i,j)} \mathbf{f}_{\text{texture}}^{MN}(i, j)$$

式中 $\mathbf{f}_{\text{texture}}^{MN}(i, j)$ 是(i, j)位置上视差纹理特征值; K_p 视差纹理特征图中块的个数;k是块的尺度因素。上述视差纹理复杂度特征(DTC)针对当图像中存在过多的纹理信息会造成人眼在融合立体视觉时产生不舒适,去除纹理信息虽然会导致图像质量下降,但舒适度会有所提升的理论提出的。采用DCT变换后高频交流系数AC值来表示视差纹理复杂度特征,用于反映去除高频信息后的视差图与原视差图的差异。具体计算过程是针对DCT变换后进行去除纹理操作,我们采用了阈值法,只取大于一定阈值的DCT变换后的值,小于阈值的部分置零。之后进行DCT反变换获得完整的视差图后与原始视差图做差获得视差纹理复杂度特征图,将该图所有像素值进行相加后获得视差纹理复杂度特征值。

[0012] 作为优选,所述步骤S03中,归一化的动态范围在0到1之间。为了避免由于不同方法生成不同视差特征在融合过程中产生的幅值差异,先将已获取的多种不同尺度的视差特征归一化到一个相同的动态范围内。

[0013] 作为优选,所述步骤S04中,具体过程为:A01:采用随机森林算法,将若干特征值作为输入值,对应的mos值作为输出进行训练和测试,训练集与测试集比例为4:1,将进行1000次训练测试结果的均值作为最终该条件下的结果;A02:以决策树个数为变量进行训练和测试,获得最优决策树个数,在最优决策树个数情况下对上述若干输入值运用随机森林算法进行融合,获得立体图像的舒适度预测值。

[0014] 作为优选,所述基础视差强度特征提取中使用8个不同尺度。

[0015] 作为优选,所述视差梯度能量特征提取中使用7个不同尺度。

[0016] 作为优选,所述视差纹理复杂度特征提取中使用8个不同尺度。

[0017] 本发明主要分为视差特征提取和融合两大部分,其中视差特征提取部分提出了多个视差特征,包括基础视差强度特征,视差梯度能量特征以及视差纹理复杂度特征,针对每个视差特征分别进行了多尺度计算,若干特征值被用于立体图像舒适度预测中。通过基于

自助采样的随机森林,对多尺度特征进行融合后获得的舒适度预测结果。

[0018] 本发明提出的模型预测结果与主观评价结果具有很好的相关性,可以较为准确的反映出立体图像的观看舒适度。该舒适度预测模型可以直接应用在3D图像或视频等质量预测与改善等工程中。

附图说明

[0019] 图1为本发明的流程图;

图2是基础视差强度特征提取示意图;

图3是视差梯度能量特征提取示意图。

具体实施方式

[0020] 以下集合具体实施例对本技术方案作进一步阐述。

[0021] 实施例:一种基于多尺度DCT变换的立体图像舒适度预测方法,包括以下步骤:

步骤S01:对视差图做若干尺度的块分割并进行二维DCT变换得到每个块的DCT变换结果;

步骤S02:对DCT变换结果进行特征提取;步骤S03:将特征提取的结果归一化至一个相同的动态范围内;步骤S04:将归一化后的结果输入至随机森林算法,得出结果。

[0022] 本实施例中,所述步骤S02中,特征提取包括:基础视差强度特征提取、视差梯度能量特征提取及视差纹理复杂度特征提取。

[0023] 如图2所示,以 8×8 的块为例,给出了DC直流系数的位置。此时对视差图进行不同尺度的块分割后,将所有块的直流系数之和作为当前尺度的基础视差强度特征值。本实施例中,所述基础视差强度特征提取的具体过程为:将所有块的直流系数之和作为当前尺度的基础视差强度特征值,即使用 $a = [a(i, j)]_{N \times N}$ 表示块大小为 $N \times N$ 的视差图,用A表示进行二维DCT变换后的块,

$$A = [A(u, v)]_{N \times N} = \frac{1}{N} C(u)C(v) \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} a(i, j) \cos\left(\frac{(2i+1)u\pi}{2N}\right) \cos\left(\frac{(2j+1)v\pi}{2N}\right)$$

$$\text{其中 } C(u) = \begin{cases} \frac{1}{\sqrt{N}} & \text{if } u = 0 \\ \sqrt{\frac{2}{N}} & \text{otherwise.} \end{cases},$$

第k个基础强度特征 f_k^{BDI} 可以如下计算:

$$f_k^{BDI} = \sum_I DC([A(u, v)]_{M \times N})$$

k表示DCT变换块的尺度,本实施例中,使用8个不同尺度,I是视差图中该块的个数并且 $I = \lceil W/M \rceil \times \lceil H/N \rceil$,W和H分别是视差图的宽度和高度;DC(·)代表DC系数。上述基础视差强度特征(BDI)用来表征视差图中的视差强度,使用对视差图进行二维DCT变换后的DC直流系数,即位于块的左上角的系数作为基础视差强度特征值。此时对视差图进行不同尺度的块分割后,将所有块的直流系数之和作为当前尺度的基础视差强度特征值。

[0024] 如图3所示为视差梯度能量特征提取示意图,本实施例中,所述视差能量梯度特征

提取的具体过程为：计算每个块与周围临近块的视差能量差异，归一化后获得该块的视差能量梯度值

$$f_k^{DGE} = \frac{1}{K_B} \sum_{m=1}^{W/i} \sum_{n=1}^{H/i} \left(\frac{EA(m+1, n) + EA(m-1, n) + EA(m, n+1) + EA(m, n-1)}{4} - EA(m, n) \right)$$

其中EA(m, n)表示一个空间位置是(m, n)的DCT块 A^{mn} 并且 $EA(m, n) = \sum_u \sum_v [A^{mn}(u, v)]_{N \times N}$ ；k表示DGE的尺度，本实施例中，使用7个不同尺度， K_B 是视差图中DCT的块。上述视差梯度能量特征(DGE)是针对视差图中局部能量差异变化而定义的特征值。计算该特征值时，通过对视差图进行块分割处理后计算该块与周围临近块的视差能量差异，归一化后获得该块的视差能量梯度值。视差图的能量梯度特征值由块个数归一化后获得。

[0025] 本实施例中，所述视差纹理复杂度特征提取的具体过程为：对DCT变换后进行去除纹理操作，只取大于一定阈值的DCT变换后的值，对小于阈值的部分置零，提取纹理复杂度特征的计算过程如下：

$$\mathbf{B} = [B(u, v)]_{M \times N} = \begin{cases} [A(u, v)]_{M \times N} & \text{if } |A(u, v)| \geq T; \\ 0 & \text{otherwise.} \end{cases}$$

其中T是选择的阈值。对于不同的图像块大小进行不同的设置；然后通过对B进行二维反DCT，可以得到去除中高频的块b：

$$b = [b(i, j)]_{M \times N} = \text{IDCT}([B(u, v)]_{M \times N})$$

其中IDCT(·)表示二维反DCT变换，然后将原始视差图与去除中高频的视差图做差，获得纹理结果，

$$c = [c(i, j)]_{M \times N} = |[a(i, j)]_{M \times N} - [b(i, j)]_{M \times N}|$$

$$\mathbf{f}_{\text{texture}}^{MN} = \begin{bmatrix} c_{1,1} & \cdots & c_{1,W/M} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ c_{H/N,1} & \cdots & c_{H/N,W/M} \end{bmatrix}_{W \times H}$$

其中c表示块a的中高频信息， $c_{p,q}$ 是在(p, q)上块的中高频信息； $M \times N$ 是块 $c_{p,q}$ 的大小，最终多尺度视差纹理复杂度特征由以下式子表示：

$$f_k^{DTC} = \frac{1}{K_p} \sum_{(i,j)} \mathbf{f}_{\text{texture}}^{MN}(i, j)$$

式中 $\mathbf{f}_{\text{texture}}^{MN}(i, j)$ 是(i, j)位置上视差纹理特征值； K_p 视差纹理特征图中块的个数；k块的尺度因素。本实施例中，所述视差纹理复杂度特征提取中使用8个不同尺度。上述视差纹理复杂度特征(DTC)针对当图像中存在过多的纹理信息会造成人眼在融合立体视觉时产生不舒适，去除纹理信息虽然会导致图像质量下降，但舒适度会有所提升的理论提出的。采用DCT变换后高频交流系数AC值来表示视差纹理复杂度特征，用于反映去除高频信息后的视差图与原视差图的差异。具体计算过程是针对DCT变换后进行去除纹理操作，我们采用了阈值法，只取大于一定阈值的DCT变换后的值，小于阈值的部分置零。之后进行DCT反变换获得完整的视差图后与原始视差图做差获得视差纹理复杂度特征图，将该图所有像素值进行相加后获得视差纹理复杂度特征值。

[0026] 本实施例中，所述步骤S03中，归一化的动态范围在0到1之间。为了避免由于不同方法生成不同视差特征在融合过程中产生的幅值差异，先将已获取的种不同尺度的视差特

征归一化到一个相同的动态范围内。

[0027] 本实施例中,所述步骤S04中,具体过程为:A01:采用随机森林算法,将23个特征值作为输入值,对应的mos值作为输出进行训练和测试,训练集与测试集比例为4:1,将进行1000次训练测试结果的均值作为最终该条件下的结果;A02:以决策树个数为变量进行训练和测试,获得最优决策树个数,在最优决策树个数情况下对上述23个输入值运用随机森林算法进行融合,获得立体图像的舒适度预测值。

[0028] 本实施例主要分为视差特征提取和融合两大部分,其中视差特征提取部分提出了多个视差特征,包括基础视差强度特征,视差梯度能量特征以及视差纹理复杂度特征,针对每个视差特征分别进行了多尺度计算,23个特征值被用于立体图像舒适度预测中。通过基于自助采样的随机森林,对多尺度特征进行融合后获得的舒适度预测结果。

[0029] 本实施例的预测结果与主观评价结果具有很好的相关性,可以较为准确的反映出立体图像的观看舒适度。该舒适度预测模型可以直接应用在3D图像或视频等质量预测与改善等工程中。

[0030] 应当说明的是,该具体实施例仅用于对技术方案的进一步阐述,不用于限定该技术方案的范围,任何基于此技术方案的修改、等同替换和改进等都应视为在本发明的保护范围内。

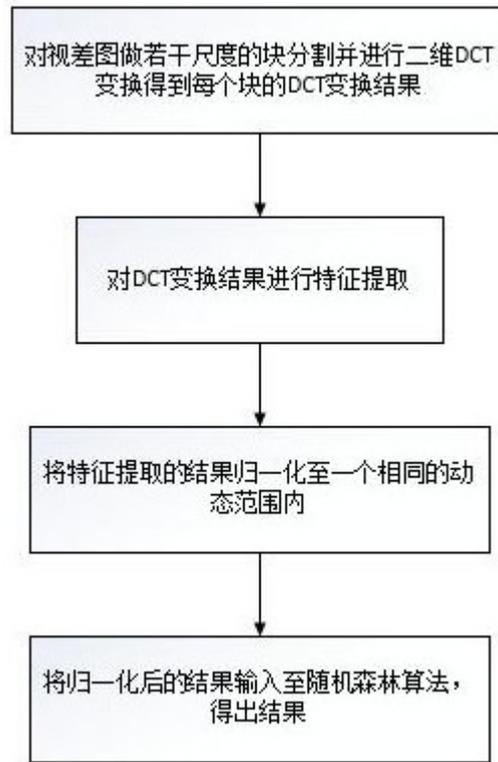


图1

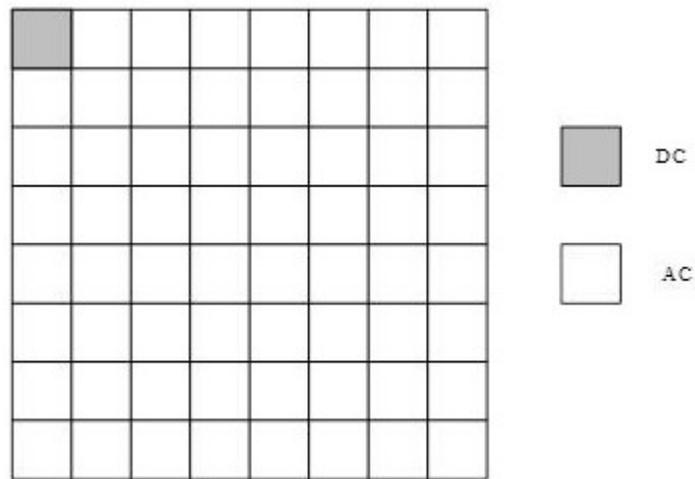


图2

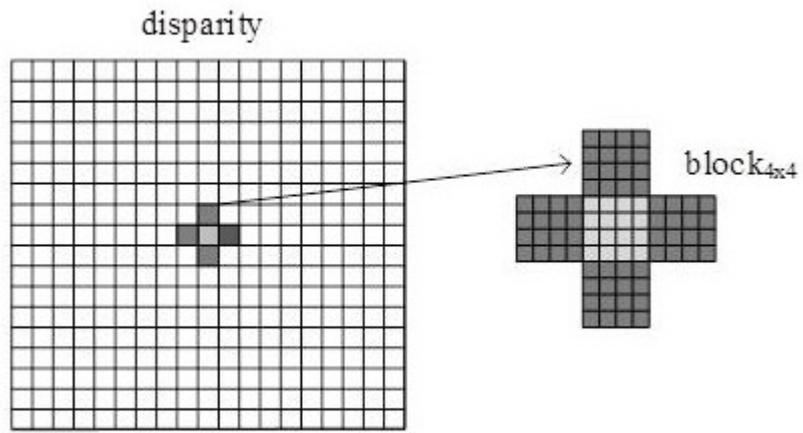


图3